# Подходы к отслеживанию объектов в видеопотоке. Применение фильтра частиц в задаче отслеживания

*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*

*Ключевые слова:*

*Аннотация:*

# Введение

Визуальное отслеживание заключается в последовательном определении местоположения целевого объекта на каждом кадре видеопотока. Эта задача находит практическое применение во многих областях, так или иначе связанных с обработкой видеозаписей для получения из них некоторой информации. Примерами систем, в которых применяются технологии отслеживания, являются системы человеко-машинного взаимодействия, видеонаблюдения, анализа спортивных матчей, появившиеся в недавнее время системы «умного дома», системы дополненной реальности и многие-многие другие.

Несмотря на значительное количество научных работ и исследований, проводимых в данной области, точное и устойчивое к ошибкам отслеживание объектов на видео остается сложной проблемой. Небольшие размеры объектов, меняющийся фон, резкие ускорения и смены траектории движения объектов, частичные или полные перекрытия, изменение масштаба отслеживаемой цели при ее приближении или удалении от камеры являются основными трудностями на пути к построению точной траектории перемещения объекта на кадрах видеозаписи.

Данная работа посвящена рассмотрению различных подходов к визуальному отслеживанию объектов, в особенности получившей в последнее время широкое распространение технологии фильтра частиц (англ. particle filter), предоставляющей широкие возможности и гибкий инструментарий для отслеживания деформируемых объектов в сложных с точки зрения данной задачи условиях. Статья построена следующим образом. В первой главе приводится краткий обзор существующих подходов к визуальному отслеживанию, выделяется место фильтра частиц среди них. Далее дается формальное описание основных принципов, лежащих в основе работы фильтра частиц. В третьей главе рассматриваются различные методы отслеживания, основанные на фильтре частиц.

# Подходы к отслеживанию объектов в видеопотоке

Результаты визуального отслеживания сильно зависят от эффективности определения положения объекта на отдельно взятом кадре, что делает задачи отслеживания и распознавания объекта тесно связанными между собой. На этой связи основаны два общих подхода к отслеживанию объектов: отслеживание с помощью распознавания и распознавание с помощью отслеживания.

В первом подходе ключевую роль играют алгоритмы распознавания. С их помощью определяются новые объекты, появляющиеся в сцене, и инициализируются трекеры. Также они могут предоставлять оценки положения цели, увеличивая тем самым точность результатов работы трекера. В этом случае процесс отслеживания может быть сведен к задаче сопоставления объектов, распознанных на текущем кадре, с объектами, выявленными на предыдущем кадре.

В качестве примера алгоритма, реализующего данный подход, можно привести алгоритм AdaBoost, описанный в работе [6]. Для представления объекта авторы работы используют признаки Хаара (англ. Haar-like features), гистограммы направленных градиентов (англ. Histogram of Oriented Gradients, HOG) и локальные бинарные шаблоны (англ. Local Binary Patterns, LBP). Задача соотнесения объектов на соседних кадрах решается с помощью процесса сопоставления с эталоном (англ. template matching) и бинарного классификатора.

Необходимо отметить, что на алгоритмы, реализующие отслеживание путем распознавания, накладываются два основных ограничения: во-первых, отслеживаемый объект должен иметь отличительные внешние характеристики (цвет, текстура и т.п.), а во-вторых, не должен претерпевать значительных изменений на соседних кадрах. Таким образом, эти алгоритмы неэффективны в тех случаях, когда нельзя заранее предсказать визуальные характеристики цели, например, при быстрых перемещениях объекта, когда его внешний вид также меняется достаточно быстро. Данный класс алгоритмов не подходит также для отслеживания целей небольших размеров и целей, не имеющих достаточных отличительных признаков.

С некоторыми из описанных ограничений справляется второй подход: распознавание на основе отслеживания. В этом подходе используется слабая низкоуровневая модель внешнего представления объекта. На каждом шаге вычисляется функция плотности распределения вероятности положения объекта. Алгоритмы, реализующие данный подход, делятся на два основных класса: детерминированные и стохастические (вероятностные).

Наиболее известными представителями класса детерминированных алгоритмов отслеживания являются сдвиг среднего (англ. Mean Shift) и непрерывно адаптивный сдвиг среднего (англ. Continuously Adaptive Mean-shift, CAM-shift). Основная идея заключается в задании для каждого кадра весовой функции, такой, что искомое положение объекта соотносится с ее минимум или максимумом, и сведении задачи отслеживания к оптимизации данной функции. Главная проблема данного подхода заключается в том, что оптимизируемая функция может принять мультимодальный вид (например, если в кадре несколько похожих объектов, или если внешний вид объекта претерпел значительные изменения с момента начала отслеживания), и в этом случае определение корректного положения объекта становится затруднительным.

Стохастические (вероятностные) алгоритмы отслеживания основаны на теории байесовского оценивания. В них задача отслеживания сводится к итеративной оценке функции плотности распределения вероятности вектора состояния объекта, производимой на основе измерения его значений на последовательных кадрах. Вектор состояния объекта может описывать его положение, размер, скорость, цвет или другие характеристики. Основные трудности в таком подходе связаны с процессом измерения значения вектора состояния. Этот процесс чувствителен к шумовым воздействиям, что может негативно повлиять на получаемые значения вектора. Чтобы получить фактическое значение вектора состояния объекта по зашумленным наблюдениям, необходимо применить процесс фильтрации.

Широко известным представителем данного класса отслеживателей является фильтр Кальмана (англ. Kalman Filter). Он использует предположение, что функция плотности распределения вероятности вектора состояний является Гауссовой, что позволяет получить аналитическое решение ее оценки. К сожалению, данная гипотеза во многих случаях не верна. Для решения этой проблемы были разработаны модификации данного метода: расширенный фильтр Кальмана (англ., Extended Kalman Filter, EKF), применяющий процесс линеаризации, и ансцентный фильтр Кальмана[[1]](#footnote-1) (англ. Unscented Kalman Filter, UKF), использующий детерминированные выборки. Они относятся к категории параметрических методов, работающих с нелинейными функциями плотности распределения [11]. Однако в большинстве своем эти решения показывают удовлетворительные результаты только при задании строгих ограничений на область применения алгоритма. Обычно они требуют наличия большого количества параметров, настройка которых поможет адаптировать алгоритм для решения конкретной задачи. Но и в этом случае остается проблема обработки длинных видеопоследовательностей и ситуаций с резкими изменениями формы и внешнего вида объекта.

К непараметрическим техникам борьбы с нелинейностью процессов измерения состояния объекта относятся методы Монте-Карло, в частности, фильтр частиц. Эти методы работают с несколькими гипотезами одновременно, что обуславливает их естественную способность адаптироваться к изменениям, происходящим с отслеживаемым объектом. Более того, фильтр частиц способен справляться с нелинейными процессами измерения, оставаясь при этом простым и эффективным для реализации. Но и он предполагает наложение ряда ограничений, особенно в тех случаях, когда целевой объект не имеет характерных отличительных внешних признаков. Данный метод и способы его применения будут подробнее рассмотрены в последующих главах.

Нужно отметить, что приведенная классификация методов отслеживания является достаточно условной. На практике часто применяются комбинированные методы, сочетающие в себе различные подходы, как, например, фильтр частиц в связке с методом опорных векторов [7] или фильтр частиц на основе ансцентного фильтра Кальмана [11]. Подробнее об этих методах будет рассказано в главе 3.

# Фильтр частиц

Принцип вероятностного отслеживания

Вероятностное отслеживание основано на байесовском подходе, который заключается в том, чтобы построить функцию плотности распределения вероятности вектора состояния, используя всю доступную к данному моменту информацию. Эта функция характеризует текущую степень знания о векторе состояния, и с ее помощью можно определить оптимальный (с точки зрения выбранной пользователем функции стоимости) порядок действий.

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

(2.1)

(2.2)

Уравнение  описывает динамику объекта, то есть изменение его состояния при переходе от кадра к кадру . Фактически состояние зависит от предыдущего состояния объекта и стохастической ошибки , представляющей собой погрешность в обновлении состояния. Поскольку ошибка является случайной величиной с известной статистикой, уравнение  неявно задает функцию плотности распределения вероятности . Уравнение  описывает зависимость наблюдения от текущего состояния и вектора ошибки , который задает погрешность процесса 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. Вычисление данной функции проводится в два этапа: предсказание и обновление (коррекция). Полагая известным значение искомой функции на предыдущем кадре, с помощью уравнения Чепмена-Колмогорова можно вычислить априорную функцию плотности распределения вероятности состояния объекта на кадре :

(2.3)

В этом заключается этап предсказания. На кадре становится известным наблюдение , которое может быть использовано для обновления априорной функции по правилу Байеса:

(2.4)

где — нормирующий множитель, зависящий от функции правдоподобия.

Рекурсивные соотношения и формируют базис для нахождения оптимального байесовского решения. Однако данный подход является концептуальным с той точки зрения, что в общем случае это решение не может быть получено аналитическим путем. Примером частного случая, когда аналитическое решение поставленной задачи все-таки существует, является упомянутый в предыдущей главе фильтр Кальмана. В более сложных случаях искомое решение можно получить с помощью аппроксимации. Одним из возможных способов для этого является фильтр частиц [2].

Аппроксимация с помощью фильтра частиц

В основе метода лежит аппроксимация функции плотности распределения вероятности состояния объекта набором частиц, поведение которых регулируется с помощью их весов. Фактически, частица является представлением некоторого возможного состояния объекта. Множество   задает приближенную функцию плотности распределения вероятности для состояния при заданном наборе наблюдений .

(2.5)

Алгоритм воспроизведения условной плотности (англ. CONditional DENSity propAGATION, CONDENSATION) — базовый алгоритм фильтрации частиц, на основании которого строится большинство алгоритмов данной группы, применяемых в компьютерном зрении. Задача состоит в том, чтобы построить метод восстановления множества на основании . Пусть построена коллекция взвешенных выборок для кадра :

.

Согласно [1], алгоритм состоит из следующих этапов:

1. Вычислить интегральные веса по формуле .

(2.6)

1. Повторить шаги 2.1 – 2.3 раз для построения множества .
   1. Определить экземпляр выборки . Для этого выбрать случайное число и вычислить . Таким образом, частица попадает в множество с вероятностью, равной ее весовому коэффициенту.
   2. Используя уравнение динамики , предсказать следующее состояние объекта :

(2.7)

* 1. Скорректировать вес полученной частицы в зависимости от текущего наблюдения и его распределения :

(2.8)

1. Нормализовать веса частиц по формуле :

(2.9)

1. Вычислить оценку текущего состояния как среднюю частицу полученного набора :

(2.10)

# Применение фильтра частиц в задачах отслеживания

Как уже было отмечено ранее, на практике для решения задачи визуального отслеживания объектов применяются методы, сочетающие в себе основные идеи из различных подходов, описанных в первой главе. Далее речь пойдет о различных вариантах использования фильтра частиц в связке с другими известными методами отслеживания. Но для начала приведем пример реализации алгоритма воспроизведения условной плотности, формально описанного в предыдущей главе, для решения задачи отслеживания футбольных игроков на видеозаписи матча [8].

Алгоритм воспроизведения условной плотности и его модификации

Для того, чтобы фильтр частиц можно было использовать для решения конкретной задачи, необходимо настроить его параметры: 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 его представления. Подробную классификацию возможных вариантов представления объекта на изображении можно найти в работе [Object tracking. Survey]. Использование описывающего прямоугольника для выделения объекта в кадре является компромиссным вариантом с точки зрения вычислительных затрат на его определение. Такой способ применяется и в работе [8]. В вектор состояния объекта таким образом включаются координаты верхнего левого угла описывающего прямоугольника. Предполагается, что размер прямоугольника в ходе отслеживания не меняется

(.)

В качестве уравнения динамики объекта (2.1) авторы [8] используют модель случайных блужданий (англ. Random Walk Model) (3.2).

(.)

где — единичная матрица размера , — аддитивный изотропный гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и матрицей ковариации .

Для получения наблюдения используется модель цветового распределения (англ. Color Distribution Model). Дискретным представлением цветового распределения является гистограмма с карманами, которая строится по внутренней области описывающего прямоугольника, заданного вектором состояния объекта. Цветовое распределение для прямоугольной области с левым верхним углом в точке вычисляется как (3.3):

(3.3)

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

Предполагается, что эталонная цветовая гистограмма целевого объекта заранее известна. Процесс измерения заключается в сравнении эталонной гистограммы с гистограммами, построенными по областям, задаваемым каждой из частиц. За текущее наблюдение будет принята та область, цветовая гистограмма которой наиболее близка к эталонной. Для сравнения гистограмм авторы [8] применяют расстояние Бхаттачария (англ. Bhattacharyya distance). Для двух гистограмм и данная мера определяется как (3.4)

(.)

Поскольку гистограммы строятся отдельно для каждого измерения цветового пространства, итоговое расстояние вычисляется суммированием полученных значений для каждого измерения.

Чем ближе расстояние от цветовой гистограммы , построенной по области, задаваемой частицей , тем выше должен быть ее вес. Таким образом, текущее наблюдение в кадре можно получить с помощью гауссовой функции правдоподобия (3.5).

(.)

На этапе инициализации частицы равномерно распределены по всей области кадра. Более подробную информацию о значениях параметров и о результатах, получаемых при помощи описанного алгоритма, можно посмотреть в работе [8].

Как уже было отмечено, алгоритм воспроизведения условной плотности является базовым алгоритмом, реализующим технологию фильтра частиц, и существует значительное количество его модификаций для адаптации фильтра частиц к условиям конкретной задачи отслеживания. Одна из таких модификаций представлена в работе [9]. Ее отличительной особенностью является обновление эталонной гистограммы в ходе отслеживания, что позволяет лучше справиться со значительными изменениями внешнего вида объекта. Условием обновления является падение значения функции правдоподобия для оцененного состояния объекта ниже заданного порога . Для проверки данного условия необходимо получить цветовую гистограмму для полученной в результате итерации алгоритма области объекта и посчитать расстояние до эталонной гистограммы , а затем вычислить значение функции правдоподобия согласно формуле (3.5). Процесс обновления эталонной гистограммы на шаге задается выражением (3.6):

(.)

где — весовой коэффициент, показывающий вклад вычисленного значения гистограммы на текущем кадре. Таким образом, влияние оцененного состояния объекта на эталонную модель уменьшается по экспоненциальному закону по мере «удаления» от кадра, на котором данное состояние было получено.

Другой вариант модификации алгоритма воспроизведения условной плотности предложили авторы работы [5], разработавшие алгоритм отслеживания на основе фильтра частиц с адаптацией стандартных отклонений стохастической компоненты уравнения динамики (2.1). Данный алгоритм позволяет отслеживать не только положение, но и размер объекта, а также справляется с резкими изменениями скорости и направления движения объекта. Для этого в вектор состояния объекта включается информация о размере описывающего прямоугольника, а также появляется динамическая составляющая, позволяющая описать скорость движения объекта и изменения его размеров (3.7):

(.)

Первая компонента определяет статическую часть вектора состояния и включает в себя координаты верхнего левого угла описывающего прямоугольника, его ширину и соотношение сторон . Вторая компонента вектора состояний представляет его динамическую часть и содержит, таким образом, производные элементов статической компоненты.

В качестве уравнения динамики взята модель динамики первого порядка, в рамках которой уравнение (2.1) принимает вид:

(.)

где — единичная матрица размера , — шаг по времени. Так как скорость измеряется (в пиксель/кадр) между последовательными кадрами, . Матрица ковариации для дисперсии шума задается с помощью вектора стандартных отклонений (3.9), в котором также выделены статическая и динамическая составляющие.

(3.9)

Основная идея алгоритма заключается в адаптации вектора (3.9) к результатам отслеживания. Когда цветовая гистограмма , построенная на основе вычисленного состояния объекта, близка к эталонной, трекер должен предсказывать следующее состояние на основе рассчитанной по предыдущим кадрам динамики объекта, в противном случае его поведение должно приближаться к модели случайных блужданий для снижения времени на восстановление. Другими словами, в первом случае необходимо увеличивать вклад динамической составляющей путем повышения значений соответствующей компоненты вектора стандартных отклонений (3.9).Во втором случае, напротив, нужно увеличивать статическую составляющую , как можно сильнее при этом снижая влияние динамической части. Для этого авторы [5] предлагают задать адаптацию вектора стандартных отклонений к точности отслеживания с помощью сигмоидальной функции (3.10)

(.)

где , и — параметры, задающие крутизну и положение функции соотвественно. Тогда значения стандартных отклонений на каждой итерации алгоритма будут вычисляться согласно (3.11):

(.)

где и — исходные значения статической и динамической компонент вектора стандартных отклонений соответственно, подбираемые в зависимости от специфики конкретной задачи отслеживания. Чтобы ускорить процесс восстановления работоспособности трекера после потери объекта, предлагается дополнительно снизить уменьшить влияние рассчитанной динамики объекта с помощью искусственного взвешивания соответствующей компоненты вектора состояния (3.12):

(3.12)

Комбинированные методы отслеживания на основе фильтра частиц

Помимо модификаций алгоритма воспроизведения условной плотности, существует ряд алгоритмов визуального отслеживания, сочетающих в себе технологию фильтра частиц и методы из других категорий, рассмотренных в главе 1. В качестве примера можно привести описанный в работе [7] алгоритм, относящийся к категории отслеживания на основе распознавания, в котором для соотнесения найденных объектов на соседних кадрах используется фильтр частиц. Данный алгоритм применялся авторами для отслеживания футболистов во время матча.

На первом этапе алгоритма производится выделение возможных областей изображения, занимаемых игроками. Для этого с помощью смешанной Гауссовой модели (англ. Gaussian Mixture Model, GMM) определяются пикселы, относящиеся к фону (т.е. игровому полю), а затем вычисляются области игроков. Для отсечения ложных областей используется классификатор на основе опорных векторов (англ. Support Vector Classification, SVC) . После определения итогового набора областей каждой из них присваивается свой трекер, работающий на основе фильтра частиц. В отличие от рассмотренных ранее алгоритмов, в данной работе для определения веса частицы применяется регрессионная функция (3.13), построенная с помощью метода опорных векторов (англ. Support Vector Regression, SRV).

(3.13)

Здесь и являются параметрами функции, а — функция ядра, используемая методом опорных векторов.

1. В названии алгоритма приведена транслитерация оригинального названия, поскольку устоявшегося термина в русском языке пока нет, а дословный перевод не имеет смысла (unscented – «без запаха»). Также данный алгоритм иногда называют сигма-точечным фильтром Кальмана (англ. Sigma-Point Kalman Filter) [↑](#footnote-ref-1)