# 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.

# Фильтр частиц

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].

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 .

(1.5)

— 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 [7] 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 (1.7).

(1.7)

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 (1.8):

(1.8)

Схематично итерация описанного выше алгоритма представлена на рис. 1.1.

|  |
| --- |
| condensation.png |
| Рис. 1.1 Итерация алгоритма воспроизведения условной плотности для кадра . |

# 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.