

Слайд 1.

Бакалаврская работа по теме: «Обнаружение и слежение за объектами в реальном времени на основе самообучающегося классификатора»

Слайд 2.

Системы обработки и анализа видеоинформации все более интенсивно применяются в различных областях человеческой деятельности. Наиболее широкое распространение они получили при создании бортовых и стационарных систем обнаружения, слежения и сопровождения объектов.

Одной из актуальных задач, требующих решения при создании подобных систем, является задача долгосрочного слежения, предполагающая корректную работу в условиях изменения окружающей обстановки сцены, перекрытия объекта слежения другими объектами или же в случае исчезновения отслеживаемого объекта из области видимости.

Слайд 3.

Цель данной работы: разработка и реализация метода, способного решать задачу долгосрочного слежения, предполагающего наличие минимальной начальной информации.

Основная идея предлагаемого метода: интеграция детектора, основанного на самообучающемся классификаторе, в метод трекинга на основе вычитания фонового изображения.

Задачи трекера: сегментация кадров, вычисление пространственных параметров объектов и отслеживание траекторий их движения.

Задача детектора: поиск отслеживаемого объекта в случае сбоя трекера.

Основная идея используемого метода трекинга: выполнение сегментации кадров видеопоследовательности с помощью построения изображения фона с последующим его вычитанием из изображения текущего кадра.

Слайд 4.

Изображение фона строится на основе модели фона, состоящей из двух частей: среднего фонового изображения и изображения средних абсолютных отклонений, которые формируется путем осреднения N последних кадров видеопоследовательности и N последних абсолютных отклонений кадров от фоновых изображений соответственно.

Причем обновление этих изображений происходит только теми участками новых кадров, где нет движущихся объектов.

Результатом сегментации является бинарное изображение, построенное на основе полученной модели фона.

Слайд 5.

Одним из способов улучшения результатов работы данного метода сегментации является использование порога фоновой части для бинарного изображения.

Основная идея данного метода заключается в предположении, что изображение, являющееся результатом вычитания среднего фонового изображения из изображения текущего кадра, содержит два относительно однородных по яркости класса точек,

принадлежащих объекту и фону соответственно. Поэтому на гистограмме яркостей наблюдается межмодовая впадина, в которой и устанавливается порог фоновой части изображения.

Вторым способом улучшения результатов сегментации является компенсация движений камеры, так как при решении задачи обнаружения и слежения часто бывает невозможным обеспечить надежную механическую стабилизацию датчика изображений.

В качестве метода оценки параметров геометрических преобразований был использован метод на основе опорных элементов. В качестве самих опорных элементов использовались угловые особые точки, найденные детектором Харриса. Оценка смещений опорных элементов осуществлялась с помощью вычисления оптического потока методом Лукаса-Канаде.

Слайд 6.

На слайде показано изменение положений опорных элементов при движении камеры, а также результат компенсации этих движений. Из данных изображений можно заключить, что учет движений камеры играет крайне важную роль в случае невозможности механической стабилизации датчика изображений.

Слайд 7.

В качестве детектора был использован классификатор на основе случайного леса. Случайный лес – это ансамбль классификаторов, представляющих собой деревья решений.

Обучение классификатора осуществляется с помощью выборки, представляющей собой совокупности векторов признаков \mathbf{x}_i и меток классов y_i .

Построение каждого дерева ансамбля осуществляется на основе выборки с повторениями S того же объема, что и исходная обучающая выборка.

Алгоритм построения деревьев решений основан на идее рекурсивного разбиения обучающей выборки на две более однородные подвыборки с помощью одного из признаков. При этом в случайных лесах на каждом шаге используется не все N признаков вектора \mathbf{x}_i , а только их случайное число M .

Каждой вершине дерева соответствует некоторое правило разбиения f_t , которое выбирается так, чтобы обеспечить в каждой подвыборке, соответствующей вершинам-потомкам, максимальное число прецедентов одного класса.

Классификация нового примера всем ансамблем осуществляется путем невзвешенного голосования отдельных деревьев.

Слайд 8.

Так как при решении задачи слежения невозможно обеспечить наличие всей обучающей выборки до начала классификации примеров, последовательно поступающие данные моделируются при помощи распределения Пуассона.

Каждый кадр на этапе сегментации разделяется на некоторое число непересекающихся областей. На каждую область накладывается масштабированный до ее размеров шаблон, состоящий из признаков Хаара. При этом каждое дерево ансамбля

имеет свой собственный шаблон признаков, который генерируется случайно на этапе инициализации классификатора.

По вычисленным значениям векторов признаков для каждого дерева строятся обучающие последовательности Q . После чего каждое дерево обучается на каждом примере из обучающей последовательности Q ровно K раз. Где K - число, генерируемое с помощью распределения Пуассона с параметром $\lambda = 1$.

Слайд 9.

OOB – метод оценки вероятности ошибочно классификации, основанный на классификации некоторого вектора $\mathbf{x} \in D$, используя только те деревья случайного леса, которые строились по выборкам, не содержащим \mathbf{x} .

С использованием данной оценки было проведено исследование зависимости вероятности ошибочной классификации от числа деревьев в ансамбле.

Из представленных графиков можно заключить, что обучение классификатора на однородных примерах приводит к монотонному уменьшению ошибки классификации от кадра к кадру. При этом число деревьев в ансамбле следует выбирать таким образом, чтобы обеспечить требуемую точность классификации при минимальном числе деревьев.

Слайд 10.

При изменении обстановки окружающей сцены, происходит рост вероятности ошибочной классификации. Стоит отметить, что полученная вероятность ошибки убывает с течением времени, так как классификатор начинает обучаться на примерах с новой обстановкой.

При длительном периоде работы классификатора вероятность его ошибки достигает некоторого предельного значения, которое сохраняется при изменении окружающей обстановки сцены и параметров отслеживаемого объекта.

Слайд 11.

Из графика можно видеть, что разработанный метод долгосрочного слежения показал устойчивость к изменениям окружающей обстановки сцены, перекрытию объекта слежения другими объектами и исчезновению отслеживаемого объекта из области наблюдения. Данные результаты обусловлены интеграцией детектора, основанного на самообучающемся классификаторе, в алгоритм обнаружения и слежения.

Рост ошибки классического метода решения задачи слежения на промежутке между точками 1 и 2 вызван неспособностью метода правильно определять координаты цели при изменении окружающей обстановки сцены. Бесконечный рост ошибки, начинающийся с точки 3, вызван тем, что классический метод не способен находить цель заново в случае ее исчезновения из области наблюдения. Рост ошибки разработанного метода (точка 4) вызван тем, что детектор не способен моментально находить объект, ранее исчезнувший из области наблюдения, в случае сильного изменения его размеров.