Минобрнауки России

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
«Национальный исследовательский университет   
«Московский институт электронной техники»

Факультет микроприборов и технической кибернетики

Кафедра высшей математики №1

Димаков Владислав Сергеевич

Бакалаврская работа   
по направлению 01.03.04 «Прикладная математика»

Обнаружение и слежение за объектами в реальном времени на основе самообучающегося классификатора

Студент Димаков В.С.

Научный руководитель,

доцент, кандидат физико-математических наук Козлитин И.А.

Москва 2017

Оглавление

[Введение 3](#_Toc478548654)

[Актуальность проблемы 3](#_Toc478548655)

# Введение

## Актуальность проблемы

В настоящее время от систем видеонаблюдения требуется не только предоставление возможности воспроизведения и записи видеопотока с камеры, но и возможности решения в автоматическом режиме множество задач без участия человека, начиная от простого детектирования движения в области наблюдения, заканчивая высокоточным подсчётом проехавших машин или прошедших людей.

Большинство задач, решаемых системами видеонаблюдения, направлены на получение различных данных об объектах в области наблюдения, поэтому для сбора и последующей обработки информации наиболее важным вопросом является определение положений требуемых объектов на каждом кадре видеопотока.

## Цели и задачи выпускной квалификационной работы

Целью работы является исследование и анализ эффективности методов обнаружения и слежения за объектами в реальном времени на основе данных получаемых из видеопотока.

Подвести к необходимости применения классификатора.

## Задача классификации

Вероятностная постановка задачи классификации выглядит следующим образом. Пусть множество пар «объект, метка класса» является вероятностным пространством с неизвестной вероятностной мерой . Имеется конечная обучающая выборка наблюдений , сгенерированная согласно вероятностной мере . Требуется построить алгоритм , способный классифицировать произвольный объект

Существуют различные методы решения задачи классификации, такие как наивный байесовский классификатор, метод ближайших соседей, деревья и леса решений, нейронные сети.

Далее под обучающей выборкой будем понимать независимую выборку из некоторого (неизвестного) распределения . Здесь – векторы признаков (называемые прецедентами), координаты которых представляют значения признаков (независимых переменных), измеряемых на некотором объекте (образе); – метки классов, .

## Деревья решений

Граф состоит из конечного непустого множества , элементы которого называются вершинами, и множества пар вершин , называемых ребрами.

Путем в графе называется последовательность ребер вида . Если , то такой путь называется циклом.

Если пара вершин , образующая ребро , является упорядоченной, то такое ребро называется ориентированным или дугой, ведущей из вершины в вершину.

Если все ребра графа ориентированы и сам граф не имеет циклов, то он называется деревом. Под корневым деревом понимается дерево, в котором одна вершина выделена и называется корнем.

Далее рассматриваются только ориентированные корневые деревья, в которых дуги направлены по направлению от корня. Заметим, что такие деревья удовлетворяют следующим условиям:

* существует только одна вершина, называемая корнем, в которую не ведет ни одна дуга;
* в каждую вершину (исключая корень) ведет только одна дуга;
* существует единственный путь от корня к любой вершине.

Если – некоторая дуга, то вершина называется родителем вершины , а вершина – потомком .

Вершина, не имеющая потомков, называется терминальной вершиной или листом.

Дерево называется бинарным, если каждая его вершина (за исключением терминальных) имеет ровно двух потомков.

Обозначим – множество всех возможных значений векторов признаков (пространство образов). Тогда деревом решений будет называться дерево, с каждой вершиной которого связаны:

* Некоторое подмножество ; с корневой вершиной связывается все пространство образов ;
* Подвыборка обучающей выборки , такая, что ; таким образом с корневой вершиной связывается вся выборка ;
* Некоторая функция (правило) (здесь – количество потомков вершины ), определяющая разбиение множества на непересекающихся подмножеств. С листьями дерева не связывается никакая функция.

Обозначим вершину, являющуюся -м потомком вершины . Тогда множество и функция определяют множества следующим образом: .

Цель построения дерева решений состоит в классификации векторов из распределения . Процесс принятия решений начинается с корневой вершины и состоит в последовательном применении правил, связанных с вершинами дерева. Результатом этого процесса является определение листа такого, что . В этом случае вектор относится к классу, являющемуся мажорантным (наиболее часто встречающимся) в подвыборке , соответствующей данному листу.

## Алгоритм CART

Алгоритм CART (Classification and Regression Tree) предназначен для решения задач классификации и регрессии построением бинарного дерева решений. На каждом шаге построения дерева правило , формируемое в узле , делит обучающую выборку на две более однородные подвыборки:

Обычно вместо меры однородности используется противоположная по смыслу мера загрязненности. Пусть – некоторая вершина дерева решений, – подвыборка, связанная с этой вершиной, – загрязненность вершины. Необходимо потребовать, чтобы загрязненность вершины была равна , если содержит прецеденты только одного класса и была максимальной в случае, если содержит одинаковое число прецедентов каждого класса.

Одной из наиболее используемых является мера загрязненности вершины, формализованная в индексе Gini:

где – доля примеров класса в подвыборке .

**Оптимальное расщепление вершин**

Правило разбиения множества , связанное с каждой вершиной дерева решений, называется расщеплением. Бинарное расщепление вершины можно рассматривать как функцию , где в случае вектор относится к первому (левому) потомку, а в случае – ко второму (правому).

Расщепление подвыборки естественно осуществлять таким образом, чтобы максимально уменьшить загрязненность. Уменьшение загрязненности вершины для бинарных деревьев определяется как

где и – доли примеров подвыборки , соответствующие левому и правому потомкам ( и ). Наилучшим расщеплением вершины считается разбиение, которое максимизирует величину , т.е. расщепление выполняется таким образом, чтобы .

Определим величину , используя в качестве меры загрязненности вершины индекс Gini. Обозначим – размер подвыборки ; и – размеры подвыборок, соответствующих потомкам и ; и – число экземпляров класса в потомках и . Тогда наилучшим расщеплением вершины будем считать расщепление, которое минимизирует величину :

Так как задачу минимизации можно свести к задачи максимизации , получим следующее выражение для величины :

## Случайные леса

Случайный лес – статистический метод, предназначенных для решения задач классификации и регрессии. Понятие *случайный лес* впервые было введено в научный обиход в работах (6,7,8!). В этих статьях рассматривалось множество корневых лесов с помеченными вершинами, на котором задавалось равномерное распределение вероятностей. Позднее в статье (25!) был предложен новый метод классификации и регрессии, также получивший название *случайный лес*. В этом смысле термин *случайный лес* широко используется таких дисциплинах как машинное обучение, распознавание образов и, в меньшей степени, в прикладной статистике.

Метод основан на построении ансамбля деревьев решений, каждое из которых строится по выборке, получаемой из исходной обучающей выборки с помощью бутстрепа (т.е. выборки с возвращением). В отличие от классических алгоритмов построения деревьев решений в методе случайных лесов при построении каждого дерева на стадии расщепления вершин используется только фиксированное число случайно отбираемых признаков обучающей выборки и строится полное дерево (без усечения). Классификация осуществляется с помощью голосования классификаторов, определяемых отдельными деревьями. Из работы (66!) известно, что точность (вероятность корректной классификации) ансамблей классификаторов существенно зависит от разнообразия классификаторов, составляющих ансамбль, то есть от коррелированности их решений. А именно, чем более разнообразны классификаторы ансамбля, тем выше вероятность корректной классификации.

Алгоритм построения случайного леса может быть представлен в следующем виде:

1. Для (здесь – количество деревьев в ансамбле) выполнить

* Сформировать бутстреп выборку размера по исходной обучающей выборке ;
* По бутстреп выборке построить неусеченное дерево решений с минимальным количеством наблюдений в терминальных вершинах равным , рекурсивно следуя следующему подалгоритму:

1. из исходного набора признаков случайно выбрать признаков;
2. из признаков выбрать признак, который обеспечивает наилучшее расщепление;
3. расщепить выборку, соответствующую обрабатываемой вершине, на две подвыборки;
4. В результате выполнения шага 1 получаем ансамбль деревьев решений ;
5. Классификацию новых наблюдений осуществлять следующим образом. Пусть – класс, предсказанный деревом решений , т.е. ; тогда – класс, наиболее часто встречающийся в множестве .

## Интегральное представление изображения

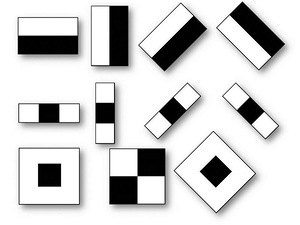
Интегральное представление изображения – это матрица , совпадающая по размерам с исходным изображением. Каждый элемент матрицы представляет собой сумму интенсивностей всех пикселей, находящихся левее и выше данного элемента, и рассчитывается по формуле

где – яркость пикселя исходного изображения.

Интегральную сумму произвольной прямоугольной области можно вычислить, используя интегральное представление изображения следующим образом:

## Признаки Хаара

Признаки Хаара – это признаки цифрового изображения, представляющие собой прямоугольные области, состоящие из смежных прямоугольных подобластей. Своим названием они обязаны сходством с вейвлетами Хаара и были впервые описаны в работе (Viola Jones).



Значение двух-прямоугольного признака вычисляется, как разность между интегральными суммами пикселей в двух смежных прямоугольных подобластях. Для трех-прямоугольного признака значение вычисляется, как интегральная сумма двух внешних подобластей, вычитаемая из суммы в центральной подобласти. Значение четырех-прямоугольного признака вычисляется, как разность между суммами диагональных пар подобластей.

Рассмотрим вектор признаков , координаты которого представляют значения признаков Хаара, измеряемых в некоторой области, полученной в результате сегментации изображения. Значение признака примем равным единице в случае, если разность интегральных сумм подобластей неотрицательна, и нулю – в противоположном случае.

Написать о том, что у нас всего два класса: «цель» и «не цель».