СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ

Системы видеонаблюдения и анализа видеоинформации стали важной частью современной технологии осуществления безопасности. Одной из актуальных задач становится автоматизированная идентификация объектов на видеопотоках и их дальнейшее отслеживание. Решение данной задачи особенно востребована в системах, связанных с безопасностью, мониторингом общественных мест, дорог. В условиях наблюдения объектов в динамической среде одной лишь идентификации объекта оказывается недостаточно. Возникает необходимость не только идентифицировать объект, но и прогнозировать его возможное местоположение на последующих кадрах или на других видеокамерах. Такой подход позволяет продолжить отслеживание объекта, даже если он временно исчезает из поля зрения одной камеры, но может вскоре появиться в зоне видимости другой. Следовательно, эффективные методы идентификации и прогнозирования траекторий движения объектов оказываются крайне значимыми для повышения надежности и точности систем наблюдения.

Целью данной работы является анализ существующих методов идентификации объектов на видео, а так же методов для их идентификации. Для достижения поставленной цели необходимо выполнить следующие задачи:

1. Изучить современные методы идентификации объектов на изображениях и видео.

2. Изучить современные методы отслеживания объектов на изображениях и видео.

3. Рассмотреть алгоритмы отслеживания объектов, включая подходы, основанные на вероятностных методах, сверточных нейронных сетях.

4. Проанализировать применимость скрытых марковских моделей (HMM) для идентификации и предсказания положения объектов в видеопотоках.

1 Обзор предметной области

Задачей распознавания объекта называется построение алгоритма, который вычисляет некоторые характеристики это объекта по его наблюдаемым свойствам. Работать этот алгоритм должен не только для объектов, предьявленных заранее, но и для объектов, которые заранее представлены не были (рисунок 1.1). Задачей обучения является построение таких алгоритмов по имеющемуся набору объектов.

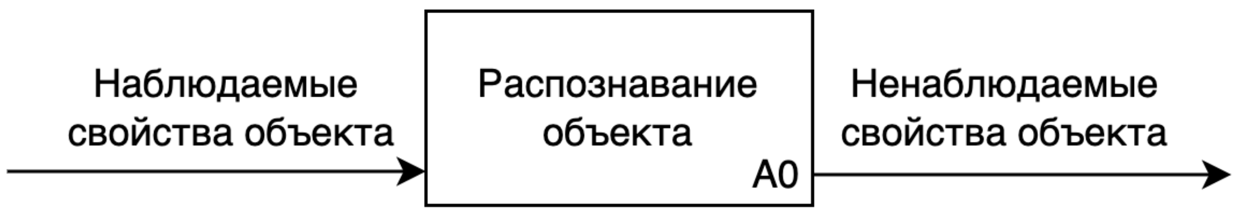

Рисунок 1.1 – Схема алгоритма, решающего задачу распознавания объектов в формате idef0

Под наблюдаемыми свойствами объекта принимаются значения векторов свойств, образующих некоторое пространство свойств X. Аналогично, результаты распознавания являются результаты векторов в пространстве ответов Y. Исходя из этого, алгоритм решающий задачу распознавания объекта осуществляет некоторое отображения $X \to Y$.

Можно привести такой пример:

Пусть имеется некоторый обучающий набор из n объектов с известными наблюдаемыми признаками из X и известными ненаблюдаемыми признаками из Y (формула 1.1).

$$M = ((x_1, y_1), ..., (x_n, y_n) : x_i \in X, y_i \in Y) \tag{1.1}$$

В качестве результата алгоритм распознавания для некоторого объекта O с наблюдаемыми свойствами x будет выдавать результат y_i такой, что наиболее близким значением наблюдаемых свойств к x (согласно какой-то метрике) будет значение наблюдаемых свойств x_i.

Так же необходимо формализовать постановку задачи обучения. Пусть имеется пространство наблюдаемых свойств X, пространство ненаблюдаемых свойств Y, пространство алгоритмов распознавания $A : X \to Y$, пространство вероятностных мер P на $X \times Y$, функция штрафа L (формула 1.2), обучающий набор M.

$$L(a(x), y, x) = \begin{cases} 0, & \text{если } a(x) = y, \\ 1, & \text{если } a(x) \neq y. \end{cases} \tag{1.2}$$

Требуется по этим данным, построить алгоритм $a \in A$, при котором математическое ожидание штрафа минимально по некоторому распределению $\pi \in P$ (формула 1.3).

$$E_p(f) = \int_{x,y} E(a(x), y, x)\, d\pi(x, y) \to \min_a \tag{1.3}$$

По методу Монте-Карло, можно приблизить математическое ожидание штрафа (формула 1.4).

$$E(a, M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} E(f(x_i, y_i, x_i) \to \min_a . \tag{1.4}$$

Приведенный способ называется способом минимизации ошибки обучения. В нем есть такой недостаток: в результате обучения был составлен некоторый распознающий алгоритм a такой, что $a(x_i) = y_i$, и он имеет малую ошибку на обучающем наборе и большую ошибку на случайных значениях. Такая ситуация называется переобучением.

В качестве примера алгоритма распознавания можно привести распознающие деревья. Для распознаваемого объекта проводится некоторая конечная цепочка сравнений значений его наблюдаемых свойств с некоторыми значениями. Обучение дерева заключается в составлении его структуры, значений и операций для сравнения и ответов в каждом листе. Пусть имеем дерево с одним листом ($f(x) = r$). При квадратичной ошибке минимум по r достигается в среднем арифметическом ответе из всего обучающего набора (формула 1.5).

$$r = \frac{1}{N} \sum_{i=1} N y_i \tag{1.5}$$

2 Анализ последовательностей и Марковские модели

Во многих реальных задачах размерность пространства наблюдаемых свойств не совсем естественна. Чаще всего такие объекты представляются ввиде какого-то структурированного набора из более элементарных объектов. Эти элементарные объекты уже можно закодировать вектором свойств. Изображение представленно в виде набора пикселей, которые в свою очередь могут кодироваться некоторым вектором наблюдаемых свойств.

Вероятностной моделью последовательностей в пространстве X называется последовательность совместных распределений вероятности $p^k(x_1, ..., x_k)$ (формула 2.1).

$$p^k(x_1, ..., x_k) = p_{k|k-1}(x_k|x_1, ..., x_{k-1}) \cdot p^{k-1}(x_1, ..., x_{k-1}) = \\ = ... = p_{k|k-1}(x_k|x_1, ..., x_{k-1}) ... p_{2|1}(x_2|x_1) \cdot p^1(x_1) \quad (2.1)$$

В модели Маркова условные вероятности $p_{k|k-1}$ зависят от фиксированного числа величин, имеющими больший коэффициент (наиболее близкие к k). То есть вероятность следующей величины зависит от вероятностей n предыдущих величин. На рисунках 2.1, 2.2 приведены схемы зависимости вероятностей случайных величин (в данном случае свойств), для моделей Маркова разной степени. В круге представлены вероятности, стрелки определяют направление зависимости вероятности свойства (к зависимому).

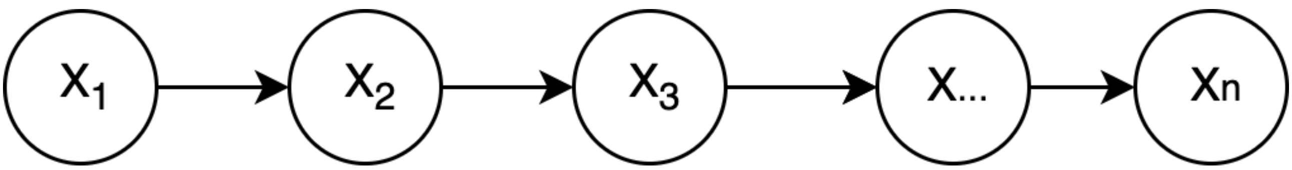

Рисунок 2.1 – Зависимости случайных свойств в модели Маркова, при n = 1

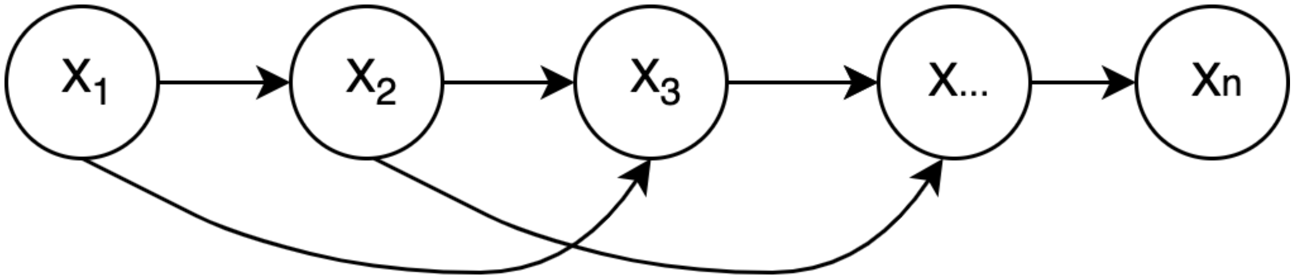

Рисунок 2.2 – Зависимости случайных свойств в модели Маркова, при n = 2

На рисунке 2.3 представлена схема зависимости вероятности величин (в данном случае и наблюдаемых, и ненаблюдаемых свойств) в скрытой модели Маркова (HMM). В ней текущее состояние системы (ненаблюдаемые свойства) неизвестно напрямую, а вместо него видно лишь определенные состояния (наблюдаемые свойства), которые зависят от скрытых состояний. С каждым скрытым состоянием связана вероятность наблюдения определенного открытого состояния. При работе со скрытой моделью Маркова приходится решать задачу нахождения скрытых состояний на основе видимых состояний. Эту задачу как раз решает алгоритм распознавания $A : X \to Y$.

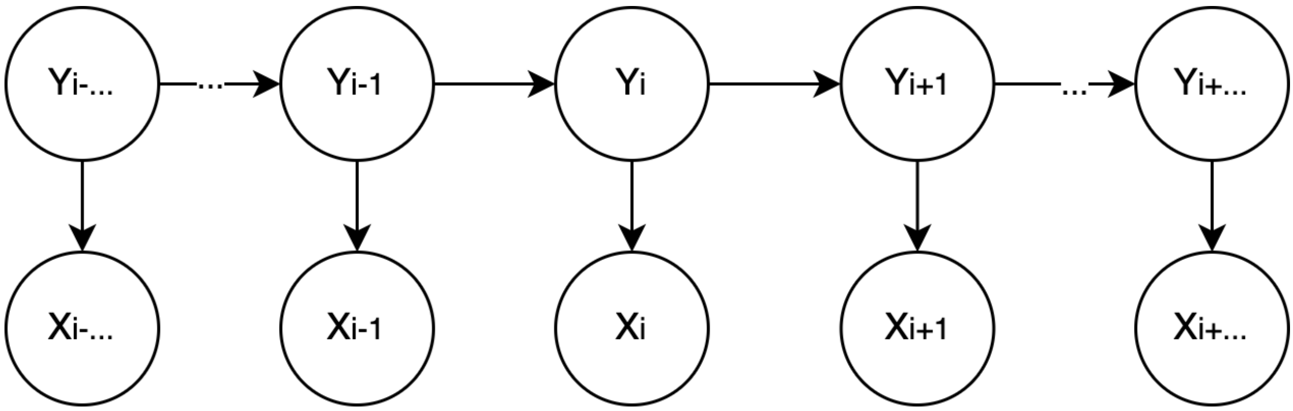

Рисунок 2.3 – Зависимости случайных свойств в модели Маркова, при n = 2

Таким образом, обычная марковская модель применима в задачах отслеживания некоторой последовательности действий. Это как раз подходит для отслеживания объекта и его действий после идентификации. Скрытая марковская модель может быть полезна, если приходится решать задачу распознавания. В задаче распознавания объекта на видеопотоках, скрытые состояния могут представлять собой сам класс объекта или что-то, что его идентифицирует, а так же его позицию (относительно того, на какой камере его можно увидеть). Открытыми состояниями могут быть наблюдаемые свойства объекта, такие как форма, цвет, движения. Эти наблюдения зависят от скрытых состояний и могут быть неполными, но модель может интерпретировать их в зависимости от переходных вероятностей. Модель также может учитывать, что объект на основе текущего состояния (например скорости) будет двигаться плавно (или наоборот) и появится на определенной камере. Это может быть особенно полезно в ситуациях, когда видеокамеры не перекрывают области видимости друг друга и объект в данный момент находится вне поле зрения.

3 Сверточные нейронные сети

...