

ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ СИСТЕМОЙ С НЕЙРОСЕТЕВЫМ КЛАССИФИКАТОРОМ

Д.В. Возгрин, А.А. Кузнецов, А.Н. Опарин, Д.В. Панькин, В.А. Шишкин

Сибирский научно-исследовательский институт оптических систем,
Новосибирск, Россия, e-mail: oparin@snios.nsk.su

Обнаружение и распознавание объектов, расположенных произвольно относительно наблюдателя, находящихся на различных дальностях в изменяемых условиях видимости и фонового контекста требует разработки методов и алгоритмов, инвариантных к положению, масштабу, повороту и условиям освещенности. Такие возможности могут быть реализованы в логике нейросетей высокого порядка.

Нейросетевые алгоритмы обнаружения и опознавания реализуются системой выполненной на базе ПЭВМ с ядром на модулях цифровой обработки сигналов МЦ4.04, построенных на микропроцессорах Neuro Matrix[®] NM 6403.

Общий алгоритм обработки изображений нейроподобным устройством включает: алгоритм кодирования изображений робастными признаками с последующей бинаризацией, алгоритм кодирования фрагментов полученного бинарного препарата признаками второго порядка, нейросетевой алгоритм распознавания и алгоритмы обучения нейронной сети (НС) классификатора.

Кодирование изображений робастными признаками с последующей бинаризацией осуществляется в темпе 25 кадров в секунду, это достигается использованием векторной части нейропроцессоров NM6403. Для получения робастных признаков используется расширенный градиентный оператор Превитт, выделяющий направления и интенсивности перепадов яркости. Для разделения признаков на изотропные и анизотропные элементы, в данном случае для бинаризации изображения, выполняется сравнением интенсивностей перепадов со значением порога анизотропности, при этом выдерживается постоянное процентное отношение изотропных и анизотропных элементов в кодированном изображении. Это уменьшает влияние освещенности сцены на режим работы системы /1/. На *рис.1* представлен пример бинаризованного изображения. В реализованном программном обеспечении для модулей МЦ4.04 вычисление значения рабочих значений порога анизотропности производится один раз в три секунды.

Ключевым для функционирования системы является реализация алгоритмов инвариантного распознавания изображений с выполнением одновременно жесткого требования - функционирование системы в режиме реального времени. Инвариантность к масштабу, повороту, положению достигается кодированием фрагментов изображения (32x32 эл.) признаками второго порядка на основе гистограмм длин связи (ГДС) и гистограмм направлений связи (ГНС), а также свойством обобщения НС в режиме распознавания /2,3/. Время кодирования бинарного препарата признаками второго порядка зависит от типа признаков, от алгоритма их формирования, способа реализации. Вычисление полного набора признаков ГНС или ГДС для выбранного фрагмента изображения требует выполнения недопустимо большого количества операций, причем алгоритм не представляется логикой векторно-матричных вычислений. Поэтому фрагмент изображения 32x32 эл. кодируется признаками ГНС характерными для фрагмента 5x5 эл. в количестве 24 ед. и реализуется на хост-машине с темпом вычислений 6 Гц. Вычисление признаков типа ГДС в количестве 32 ед. на фрагмент реализуется также на хост-машине с темпом 3 Гц.

Для повышения быстродействия системы модифицируются признаки на основе ГДС, что позволяет алгоритм вычисления адаптировать под векторно-матричные вычисления. В этом случае фрагмент (32x32 эл.) изображения представляется вектором $X(x_1, \dots, x_n)$ где x_n есть компонента вектора для признака второго порядка, n в нашем случае равно 32. Компоненты этого вектора определяются следующим выражением

$$x_n(L_{ij}) = \sum_{i=1}^{32} L_i^n + \sum_{j=1}^{32} L_j^n \quad (1)$$

где $L_{i(j)}$ есть сумма пар точек по столбцам или строкам соответственно, для расстояний между точками соответствующих номеру признака (n).

В результате, вычисление признаков для изображений, представляемых выражением (1), требует меньше времени и позволяет обрабатывать 18 кадров в секунду. Следует заметить, что модификация признаков приводит к некоторому ухудшению межклассового разделению опознаваемых объектов.

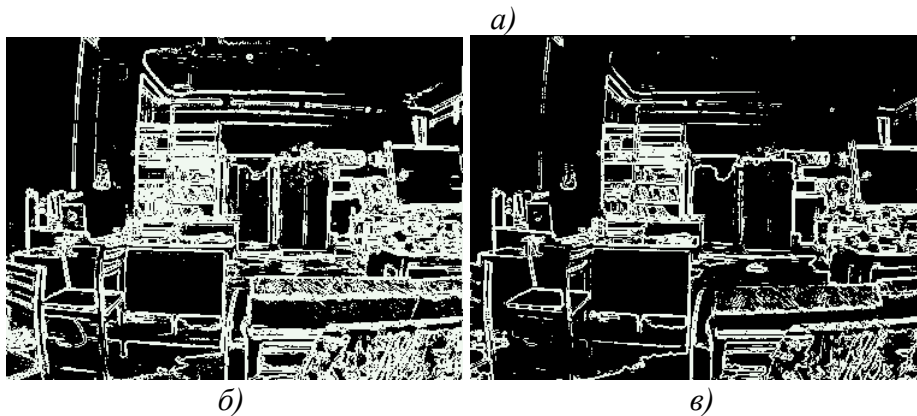


Рис. 1. Бинаризованные изображения: а) исходное изображение, б) изображение с неоптимизированным порогом бинаризации, в) с использованием вычисляемого значения порога анизотропности.

Классификатор системы обнаружения и распознавания работает по нейросетевому принципу, имитируя НС типа перцептрон, либо НС типа Кохонена с выходным слоем Гроссберга. Процесс непосредственно распознавания с имитацией нейронов сети реализуется на векторно-матричном процессоре и не вносит временных проблем в работу системы из-за простоты алгоритма.

Во время функционирования экспериментального образца в режиме обнаружения и распознавания с предварительно обученной НС классификатора, наблюдается наличие обнаруженных и опознанных объектов и ложных целей (артефактов) (рис. 2). Для борьбы с данным явлением применяются несколько способов. Обязательным

является дообучение НС классификатора, которое заключается в добавление изображений артефактов в тренировочный набор (ТН) фоновых объектов, а затем в полном переобучении или дообучении НС. Отметим, что процесс обучения НС может сходиться за различное количество итераций от нескольких десятков до нескольких миллионов в зависимости от состава тренировочного набора целей и фонов. В определенный момент добавление новых изображений в ТН приводит к срыву сходимости процесса обучения НС, следовательно устранение артефактов этим способом становится невозможным. В этом случае проводится распознавание двумя НС соединенными каскадно. Вторая НС обучается по предыдущему ТН, только весь класс фоновых объектов заменен изображениями фонов, которые являются артефактами при распознавании на предыдущем этапе.

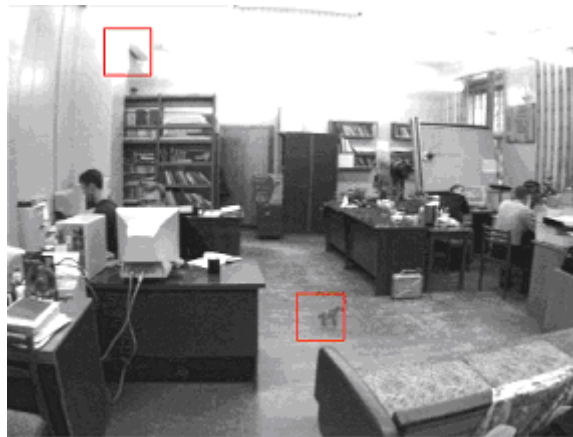
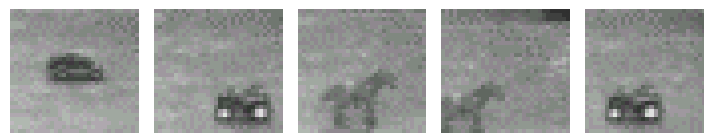


Рис. 2. Обработанное системой изображение ТВ кадра.

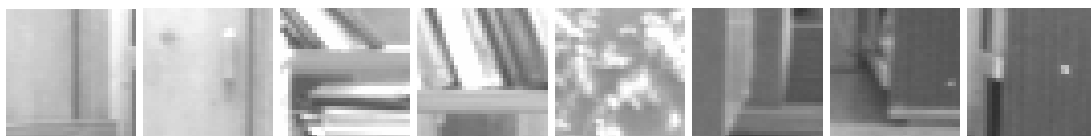
В верхнем левом углу – артефакт, в центре – обнаруженный и опознанный объект

Обучение НС проводится по изображениям целевых объектов произвольно расположенных в используемых фрагментах и по случайному набору объектов фона. На рис. 3 приведен пример сокращенного тренировочного набора цели и фона.

Алгоритм обучения НС реализуется программным образом на хост-машине с кодированием изображений робастными признаками на нейропроцессорном ядре. Интерфейс модуля обучения позволяет просматривать и перемещать объекты из класса в класс, сохранять полученные наборы, загружать существующие, запускать процесс обучения и управлять им, а также сохранять полученные в результате обучения весовые коэффициенты



а)



б)

Рис. 3. Тренировочный набор для обучения нейронной сети.

а) набор целевых объектов; б) набор фоновых объектов.

Для исследования влияния шумов на распознавание объектов проводилось искусственное зашумление исходного изображения путем наложения сгенерированного гаусового шума на исходный сигнал, при разных значениях отношения сигнал/шум. Отношение сигнал/шум определяется как $q = \sigma_c / \sigma_{ш}$. Сигнал шума формировался в среде Mathcad.

Распознавание осуществлялось в соответствии с общей схемой алгоритма обработки изображений НС, обученной по ТН включающему изображения объекта с разной степенью зашумления. Добавление в ТН изображений зашумленных целевых и фоновых объектов позволяет расширить диапазон распознаваемых изображений, резко снизить количество артефактов в широком наборе распознаваемых изображений. На *рис. 4* приведен результат распознавания на зашумленном изображении с $q = 2$.



Рис.4.

Применение этих способов, а также использование статистической фильтрации результата распознавания, фильтрации фрагментов по количеству ненулевых элементов изображения позволяет проводить обнаружение и распознавание целей на всем изображении с минимальным количеством артефактов 0 – 3. Применяемые методы и алгоритмы позволяют осуществлять обнаружение объектов с высокой степенью заслонения и отслеживать объекты в движении.

Литература

1. *Попов П.Г., Борисова И.В.* Практическое применение эффекта «отскока» в обработке изображений // Оптический журнал.-1999.- т.66, № 4.-С.94-101.
2. *Опарин А.Н., Плеханова И.В., Соловьев Н.Г.* Распознавание изображений нейронной сетью инвариантно к аффинным преобразованиям. //Оптический журнал.-1996.-№10.- С. 4985-4992.
3. *Oparin A.N., Plekhanova I.V., Soloviov N.G.* Neural Network for invariant of a few image classes. // Proc. SPIE.-1998.- Vol.3402.- P. 325-329.