

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УСТРОЙСТВО ДЛЯ ЗАХВАТА ИЗОБРАЖЕНИЯ В ВИДЕОПОТОКЕ

Д. Е. Кривобоков, С. А. Топориков

Алтайский государственный технический университет им. И. И. Ползунова
г. Барнаул

На первый взгляд, следить за перемещением какого-либо объекта является простой задачей, по крайней мере для живого наблюдателя. Но по настоящему начинаешь проникаться уважением к природе, как создателю этого живого, когда появляется необходимость заставить техническое устройство выполнять те же функции. Поскольку при применении математического аппарата для непосредственной обработки видеоизображения необходимо использовать достаточно сложные вычисления и расчёты, что требует как наличие соответствующих математических знаний и способностей, так и огромных ресурсов вычислительной техники. Причём, даже при незначительном изменении условий задачи обработки изображения, все математические расчёты требуют самого тщательного пересмотра, что резко снижает универсальность данного метода. Более того, разработчик в частности оптических систем, как правило, не является профессиональным математиком и совсем не должен обладать блестящими математическими знаниями, хотя бы потому, что для решения любых практических задач требуются знания во многих других смежных областях и науках и в такой ситуации более важно иметь «чутьё», или интуицию, для поиска путей решения.

Поэтому, всё чаще разработчики применяют системы «с непрозрачной логикой», способные обучаться на примерах для решения поставленных задач. Подобными системами, в частности, являются нейросети [1].

Нами была предпринята попытка разработать систему захвата объекта в видеопотоке при использовании нейросети. В частности, ставилась задача создать гибкую систему, способную определять местоположение и размеры объекта, особенности которого закладываются при обучении.

На первом этапе проектирования система состояла из одной нейросети, имеющей 10000 нейронов во входном слое, от 10 до 100 нейронов в скрытом и 4 выходных нейронов, необходимых для определения координат левого верхнего и правого нижнего углов области, в которую вписан объект. Сеть обучалась стохастическим алгоритмом [2]. Ре-

зультаты экспериментирования показали, что такую сеть довольно сложно обучить и большое влияние на качество обучения оказывает количество нейронов в скрытых слоях. Более того, даже для обучения такой сети требовалось довольно продолжительное время. Поэтому, было принято решение разбить систему на две части – две нейросети. Первая нейросеть должна определять координаты центра выделенной области, вторая – размеры выделенной области (высоту и ширину). После такого разделения для решения своих задач сети стали обучаться быстрее, что соответственно повысило скорость обучения и всей системы в целом. Но, тем не менее, данные меры не позволили добиться желаемого результата работы от системы. Главной проблемой при обучении являлось то, что сети учились определять местоположение и размеры объекта только одного типа. Попытки проводить обучение для различных типов объектов, в частности отличающихся размерами, приводили к тому, что система сходилась к средней ошибке и дальнейшее обучение не приводило к её минимизации.

В ходе проведённых исследований стало ясно, что для повышения эффективности обучения нейросетей необходимо разработать методику формирования обучающих векторов. В результате выяснилось, что для формирования обучающих выборок, в рамках решаемой задачи, при расположении объектов одного размера на области изображения необходимо, чтобы заполнялось всё пространство, то есть каждый пиксель изображения должен хотя бы раз принадлежать области объекта слежения. После применения данного правила система достаточно быстро и эффективно обучалась.

В итоге проведённой работы была разработана и испытана система слежения, способная определять местоположение и размеры объекта на неоднородном фоне. Нейросети имели следующую структуру: входной слой – 400 нейронов, скрытый слой – 10 нейронов, выходной слой – 2 нейрона. Обучение производилось по 35 обучающим векторам, полученным при «обучающем» перемещении объекта слежения (рисунок 1). При после-

дующем перемещении система указывала на координаты объекта и его размер, на рисунке 2 размер представлен в виде прямоугольника.

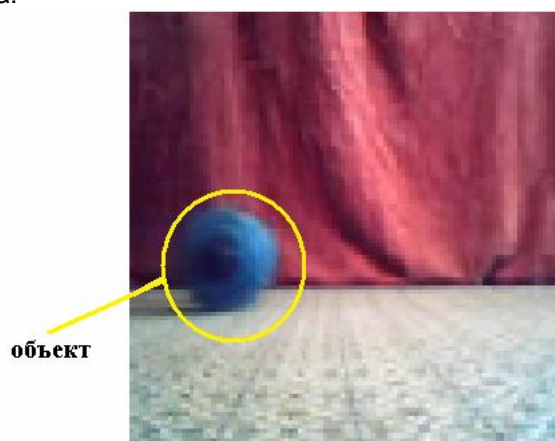
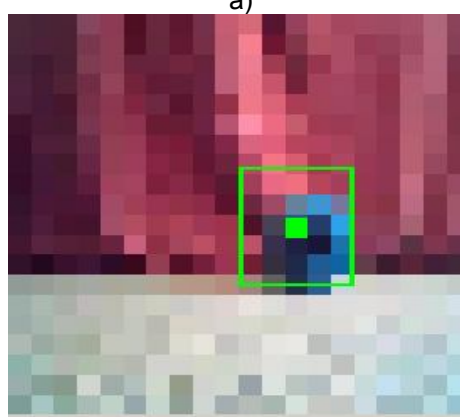


Рисунок 1 – Кадр изображения для формирования обучающего вектора

В заключении стоит отметить следующее: применение нейросетевых систем весьма оправдано для решения сложных с точки зрения применения математических методов задач, однако необходимо помнить о важности выбора структуры и методики обучения нейросети, что также является непростой задачей. Но, справедливости ради, стоит отметить, то эта особенность в большей степени соответствует специфике работы инженера-разработчика.



а)



б)

Рисунок 2 – Результат работы системы слежения после обучения

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Цыганков В.Д. Нейрокомпьютер и мозг. — Спб.: Наука, 2001.- 261 с.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика/ Ф. Уоссермен .-М.: Мир, 1992.-184 с.