

выходного изображения.

В практическом исследовании использовалась база данных предварительно подготовленных изображений, размещенных в отдельных каталогах. Архитектура ИНС не разрабатывалась; была выбрана готовая архитектура двух нейронных сетей, рекомендуемая в рамках исследовательского проекта по распознаванию изображений ILSVRC (англ. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge): AlexNet и GoogleNet.

Сеть AlexNet содержит 8 слоев (5 слоев свертки и 3 полносвязных) с общим количеством параметров порядка $6 \cdot 10^7$. Сеть GoogleNet использует архитектуру, которая получила название Inception, и содержит пакетную нормализацию, искусственное искажение изображения, метод среднеквадратического распространения ошибки. На ряде слоев используются операции свертки с различным размером ядра. Для обучения определения новых типов изображений заменяются только последние два слоя, что позволяет значительно быстрее обучить нейронную сеть. Число слоев сети GoogleNet составляет 22, а количество параметров – $4 \cdot 10^6$.

Алгоритм классификации реализован в среде Matlab. В результате скорость тренировки ИНС AlexNet составила 1,3 мин; GoogleNet – 0,67 мин. Достигнутая точность при классификации изображений составила для сети AlexNet 77,9 %, для GoogleNet – 79,1 %. Результаты позволяют сделать вывод о том, что ИНС могут успешно применяться для автоматического контроля качества строчек, выполняемых в швейном производстве.

УДК 004.932.72

ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ПОДСЧЕТА КОЛИЧЕСТВА ДЕТАЛЕЙ НА КОНВЕЙЕРЕ

Козлов В.С., студ., Кириллов А.Г., к.т.н., доц.

*Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

Реферат. В статье рассмотрено использование алгоритмов технического зрения для подсчета количества деталей на движущемся конвейере. Выполнен анализ производительности отдельных этапов обработки для оптимизации быстродействия алгоритма.

Ключевые слова: компьютерное зрение, конвейер, измерения, обработка изображений.

Конвейеры с микропроцессорной системой управления для транспортирования штучных грузов находят все более широкое применение в швейном, обувном, кожгалантерейном, мебельном производстве крупных предприятий. Производство часто сталкивается с проблемами неритмичности потока, вызванной различной производительностью операций; простоями в результате смены выпускаемого ассортимента; сложностью управления большим количеством моделей и типоразмеров. В связи с этим конвейер работает в прерывистом режиме транспортирования и кроме основной функции служит также для осуществления учета, контроля качества, сортировки и т. д.

Основной функцией конвейера (рис. 1) является обеспечение непрерывного цикла транспортирования, например, между рабочими позициями или рабочими позициями и участком хранения в соответствии с требуемой последовательностью рабочих операций. Перемещение деталей, полуфабрикатов, контейнеров или готовых изделий на конвейере с микропроцессорным управлением определяется программным обеспечением, которое реализует перемещение деталей к нужному рабочему месту. Загрузка на конвейер и выгрузка с него осуществляются вручную, в то время как перемещение конвейера между рабочими позициями производится автоматически. В конвейере может быть предусмотрена обратная ветвь, которая служит для повторного выполнения определенной операции с целью заключительной обработки или устранения дефекта, либо боковые ветви, если конвейер выполняет функцию сортировки.



а – цепной конвейер-накопитель для швейного производства



б – ленточный конвейер-транспортер для обувного производства

Рисунок 1 – Конвейеры в швейном и обувном производстве

Одной из функций полуавтоматической конвейерной системы является обнаружение, идентификация и подсчет количества деталей, расположенных на отдельных рабочих позициях. Компьютерное зрение позволяет в этом случае получить более точную картину по сравнению с аналоговыми датчиками. Также с помощью компьютерного зрения можно определять положение, размеры, геометрическую форму и цвет объектов.

В данном исследовании была поставлена задача подсчета количества объектов на конвейере при обработке потокового видео с видеокamеры в режиме реального времени.

Первым этапом обработки отдельных кадров видео является получение качественного изображения. Разрешение массово выпускаемых HD камер с типом матрицы CMOS составляет 1280x720 пикселей. Данные камеры наряду с более высоким быстродействием и низким энергопотреблением по сравнению с камерами на основе матрицы CCD обладают высоким уровнем шума, который усиливается при флуктуациях освещения. Зачастую эта особенность приводит к необходимости создания искусственных условий освещения внутри закрытого блока видеонаблюдения. Важным фактором успешной обработки изображений является количество источников освещения, их типы и расположение.

Следующим этапом является предварительная обработка изображения, полученного с камеры. Применяется выравнивание гистограммы (линеаризация и эквализация) и шумоподавление с помощью различных фильтров. Выполняется преобразование из цветового пространства RGB в цветовое пространство LAB, модель которого по сравнению с другими цветовыми моделями наилучшим образом приближена к человеческому восприятию цветов, в результате чего однозначно различаются цвета на изображении. В других цветовых пространствах различие между цветами и конечный результат обработки зависит от настроек монитора и условий освещения. Для обработки изображений использовался только третий канал LAB, так как он является наиболее информативным.

Сегментация изображения проводится с целью отделения объектов от фона и является важнейшим этапом обработки. Существуют различные способы выделения объектов: выделение по цвету, по характерному признаку, детектирование границ, выделение движущихся объектов. Выделение по цвету позволяет быстро выделять объекты, имеющие выделяющийся цвет относительно их фона. Выделение по характерному признаку позволяет выделять объекты, имеющие характерные особенности: отверстия, геометрическая форма. Выделение движущихся объектов позволяет выделять объекты относительно предыдущего кадра или заданного фона.

В данном исследовании сегментация проводилась по цвету с учетом некоторого диапазона значений каналов цветовой модели LAB. Для упрощения сегментации на изображении выделялась область интереса (ROI) таким образом, чтобы одновременно в кадре находилось не более двух объектов. Использование области интереса позволяет значительно упростить обработку изображения, но в то же время требует жесткой фиксации камеры в заданном положении относительно конвейера. Результат сегментации после преобразования канала изображения в модели LAB в бинарное изображение показан на рисунке 2. Объекты отображаются белым цветом, а фон – черным.



Рисунок 2 – Изображения объектов на отдельных кадрах в результате сегментации:
а, б – два объекта, в – объект отсутствует, г – один объект

После выполнения сегментации изображение все еще содержит зашумленность, так называемые «артефакты» на границах и на фоне изображения, что вызвано как дефектами исходного изображения, так и погрешностями предыдущих этапов обработки. В связи с этим проводятся морфологические операции, набор и параметры которых определяются методом последовательного приближения для получения наилучшего результата для всех кадров видео с целью полного устранения дефектов. В результате была выбрана операция морфологического закрытия, результат которой показан на рисунке 3.

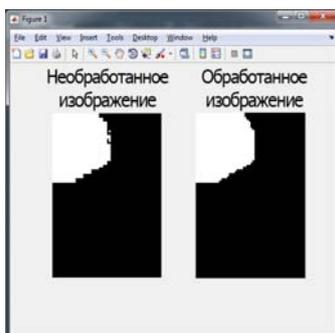


Рисунок 3 – Операция морфологического закрытия

На основе полученных изображений формируется матрица меток, в которой связанные области пикселей на изображении помечаются индексом; каждый элемент матрицы равен номеру объекта, которому принадлежит отдельный пиксель изображения. Далее количество объектов, прошедших через область интереса, определяется с помощью следующего алгоритма. Количество объектов в зоне интереса может быть 0, 1 или 2. В зависимости от того, как изменяется это количество в смежных кадрах, значение счетчика увеличивается на единицу или остается неизменным. Если количество объектов, выделенных на кадре, больше предыдущего, значит, поступил новый объект. Если оно равно или меньше предыдущего значения – поступления нового объекта не последовало.

Алгоритм обработки потокового видео для подсчета числа объектов на конвейере реализован в среде Matlab. Измерение производительности алгоритма показывает, что он способен работать в режиме реального времени. Наибольшие затраты времени происходят при конвертации из цветового пространства RGB – 55,4 % от всего времени работы алгоритма. В связи с этим алгоритм был изменен: вначале производится обрезка изображения в соответствии с областью интереса, а затем остальные действия, что позволило повысить производительность алгоритма в два раза.

Подсчет количества объектов на конвейере с использованием системы технического зрения позволяет избежать ложных срабатываний по сравнению с фотодатчиками. В перспективе использование подобной системы технического зрения на конвейере может выявить аварийную ситуацию или сбой в работе, выполнить определенные операции по контролю качества, считать штрих-код или иную визуальную информацию, принять решение об адресации изделия и передаче на определенную рабочую позицию, выявить причины неритмичности производственного процесса и т. д.