

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ НА ГОСУДАРСТВЕННЫХ РЕГИСТРАЦИОННЫХ ЗНАКАХ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ

Перминов Р.И.

Научный руководитель: А.А. Друки
Томский политехнический университет
2romanja2@gmail.com, druki2008@yandex.ru

Введение

Автоматическая идентификация автомобиля по регистрационному номерному знаку является важным мероприятием для обеспечения безопасности и контроля. Система считывания автомобильных номеров состоит из следующих аппаратных и программных модулей: видеокамера, плата видеозахвата, модуль локализации номера, модуль распознавания, внешняя база данных. Основными задачами являются: фиксирование номера, даты и времени появления автомобиля в поле зрения камеры; запись стоп-кадра автомобиля или отрезка видео; проверка номера на факт угона и т.д.

Целью данной работы является разработка алгоритмов и их программная реализация обеспечивающих эффективное распознавание символов на государственных регистрационных знаках транспортных средств (автомобильных номерных знаках).

Разработка нейронной сети для распознавания символов

На сегодняшний день существует множество методов распознавания символов, среди которых можно выделить сравнение с шаблоном, контурный анализ и различные топологические методы. В последнее время при решении задач распознавания символов большую популярность получили нейросетевые алгоритмы. Это связано с некоторыми преимуществами нейросетевых алгоритмов, которые заключаются в повышенной устойчивости к различного рода искажениям символов и шумам [1].

Для решения поставленной задачи было решено разработать многослойную нейронную сеть прямого распределения. Общая структура распознавания символов данной нейронной сетью приведена на рисунке 1.

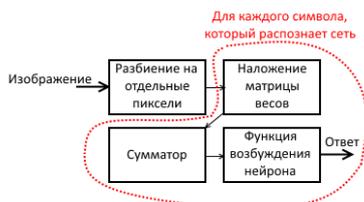


Рис. 1 – Общая структура работы нейронной сети

Искусственная нейронная сеть состоит из отдельных элементов, которые называются

нейронами. Каждый нейрон является простым классификатором, которые в своей совокупности формируют более сложный классификатор, или так называемую суперпозицию функций [2].

Сигналы, поступившие на нейрон преобразуются с помощью умножения на матрицу весов (весовые коэффициенты), сумматора и возбуждающей функции. Таким образом, каждый нейрон формирует определенный уровень выходного сигнала.

Важным этапом в реализации нейронной сети является её обучение. На стадии обучения по каждому изображению из тренировочного набора формируется матрица т.н. присутствия "черных" пикселей (те пиксели, совокупность которых составляет образ символа). Далее, в зависимости от выбора алгоритма обучения, производится корректировка свободных параметров нейронной сети (весовых коэффициентов), что в итоге приводит к формированию матрицы признаков символа. Нейронная сеть постепенно обучается разделять поступающие на вход сигналы на несколько классов. Нейрон на выходе, выдавший наибольший уровень сигнала, определяет искомый символ. Для каждого символа вычисляется индивидуальное значение достоверности, которое в дальнейшем используется при формировании общей достоверности распознавания номера.

В данной работе предложено два алгоритма обучения сети, а также иной способ формирования выходного сигнала.

Обучение нейронной сети по алгоритму ручного формирования символа

Первый алгоритм заключается в обработке сетью на стадии обучения изображения символа, построенного вручную по следующему правилу. Пиксели, формирующие изображение идеального символа, окрашиваются в черный цвет, пиксели, формирующие изображение возможного отклонения от идеального, в иной, отличный от белого (напр. серый). Пример приведен на рисунке 2. Далее, формируется таблица весов, как результат перемножения полученной матрицы присутствия на какой-либо коэффициент(-ы). При этом начальные значения элементов матрицы признаков генерируются случайным образом в небольшом диапазоне значений. Точность распознавания составила от 80% до 88% для предлагаемого тестового набора.

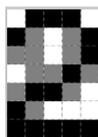


Рис. 2 – Изображение символа с возможными отклонениями

Плюсы данного подхода: простота реализации, возможность ручного контроля, малые вычислительные и временные затраты на стадии обучения. Также тестирование показало, что метод имеет некоторую устойчивость к битым пикселям.

Минусы данного подхода: однозначно не безошибочное распознавание символов, требуется ручная обработка данных, вместо загрузки какого-либо тренировочного набора. При этом не исключается возможность ошибки пользователя во время построения этих данных.

Формирование матрицы весов на основе отличительных признаков символов

Второй алгоритм заключается в способе формирования матрицы признаков. Для начала элементы матрицы признаков задаются случайным образом. После чего сеть пытается распознать поступивший символ из набора изначально заданных идеальных символов (в изображениях таких символов отсутствуют искажения). Далее происходит оценка выданного сетью ответа: если ответ сети не совпал со значением поступившего символа, то происходит перестройка матрицы признаков.

Обозначим изображение, поступающее на вход сети как «запрос», а изображение, выданное сетью в качестве ответа как «ответ». Тогда алгоритм перестройки следующий: если очередной пиксель запроса не совпадает с пикселем ответа, расположенным на той же позиции, тогда определяется каким является этот пиксель в запросе – черный или белый. Если белый – в матрице признаков запроса по данной позиции производится уменьшение коэффициента. При этом в этой же матрице наращиваются коэффициенты, позиции которых совпадают с позициями черных пикселей запроса. Если же не совпавший пиксель в запросе черный – в матрице признаков ответа производится уменьшение коэффициента по данной позиции.

Изображения символов на вход сети подаются в некотором цикле, где число итераций определяется из эффективности распознавания. Для данного алгоритма для 10 изображений цифр предлагается число итераций равное 21. Точность распознавания в этом случае составила от 66% до 74% для предлагаемого тестового набора. Расширение тренировочного набора по одному искаженному изображению на каждый символ увеличивает эффективность метода до 90%, минимальный порог при этом составляет 82.5%

Плюсы данного подхода: простота реализации, малые вычислительные затраты, требуется небольшой тренировочный набор, а также эффективность распознавания возрастает с увеличением этого набора.

Минусы данного подхода: заметно низкая эффективность распознавания при малом тренировочном наборе, обучение выполняется с использованием одних и тех же изображений при их циклической обработке, а значит повышение, и без того не малых, временных затрат с ростом тренировочного набора. Метод обладает устойчивостью к битым пикселям только при расширенном тренировочном наборе.

Упрощенное формирование уровня выходного сигнала сети

В обоих случаях предлагается формировать выходной сигнал по тому же принципу: наибольший уровень сигнала определяет искомый символ. Однако сам уровень формируется не как результат воздействия функции возбуждения нейрона на сумму элементов матрицы, полученной в результате наложения матрицы весов на матрицу присутствия «черных» пикселей, а как сама эта сумма. Это позволяет, во-первых, работать с целыми числами (т.к. в большинстве случаев возбуждающая функция работает в диапазоне значений от 0 до 1, или менее), во-вторых, упрощает вычисления (т.к. функции возбуждения обычно включают в себя операции деления, возведения в степень и т.д.).

Заключение

В работе приведена общая структура реализованной нейронной сети, а также представлено два алгоритма обучения нейронной сети, предназначенной для распознавания символов на автомобильных номерных знаках. Также предложен метод формирования выходного уровня сигнала, снижающий затраты вычислительных ресурсов.

Предложенные алгоритмы могут быть применены для решения задач распознавания номерных знаков транспортных средств. В дальнейшем планируется расширение размера обучающей выборки, модификация структуры нейронной сети и описанных алгоритмов с целью повышения эффективности их работы.

Список литературы

1. Вапник, В.Н. Теория распознавания образов / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
2. Спицын, В.Г. Применение искусственных нейронных сетей для обработки информации / В.Г. Спицын, Ю.Р. Цой. – Томск: ТПУ, 2007. – 32 с.