

УДК 28.23.37

ДЕТЕКТОР ДВИЖЕНИЯ НА БАЗЕ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

И. А. ЕМЕЛЬЯНОВ

Научный руководитель И. А. ЕВСЕЕНКО, канд. техн. наук, доц.
БЕЛОРУССКО-РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

Повсеместное использование систем видеонаблюдения, начиная от охранных систем и заканчивая системами слежения за транспортным потоком, приводит к обработке все большего объема видеоданных. Важным этапом обработки полученных видеоизображений является обнаружение движущихся объектов на них. Широкое использование нейронных сетей для моделирования функциональности человеческого мозга позволяет предположить использование нейронных сетей для выделения движущихся объектов на видеоизображении. В данной работе предложено использование рекуррентной нейронной сети для построения детектора движения. Рассмотрена структура детектора движения. Изложена методика применения рекуррентной нейронной сети для детектора движения. Приведены результаты работы детектора.

Детектор движения на вход получает последовательность изображений (видеоизображение). Полученная последовательность преобразуется в последовательность изображений в оттенках серого цвета. Таким образом, в преобразованной последовательности информационным элементом является яркость каждого пикселя изображения. Преобразованные изображения поступают на вход рекуррентной нейронной сети. В результате своей работы нейронная сеть выдает последовательность изображений, на которых присутствуют только движущиеся объекты.

Рекуррентные нейронные сети – это класс нейронных сетей с обратной связью между различными слоями нейронов. Особенностью таких сетей является передача сигналов с выходного (скрытого) слоя на входной слой. Особый интерес представляют многослойные рекуррентные сети, которые являются развитием однонаправленных сетей персептронного типа за счет добавления обратных связей. На каждом слое такой сети присутствует элемент единичной задержки, который позволяет считать входной поток сигналов однонаправленным. Такая рекуррентная нейронная сеть функционирует как однонаправленная персептронная сеть.

Среди рекуррентных сетей (Recurrent MultiLayer Perceptron, рекуррентная сеть Эльмана, Real Time Recurrent Network) наиболее интересной является сеть типа RTRN (Real Time Recurrent Network), предложенная Р. Вильямсом и Д. Зипсером и предназначенная для обработки сигналов в реальном времени. Сеть RTRN является частным случаем сети Эльмана.

Рекуррентная нейронная сеть содержит N входных узлов, K скрытых нейронов и K соответствующих им узлов контекстного слоя. Из K скрытых

нейронов только M составляют выход сети. Все сигналы выходных нейронов подсоединены как входы нейронной сети через элементы задержки z^{-1} .

Обозначим взвешенную сумму i -го нейрона скрытого слоя u_i , а выход этого нейрона – y_i . Вектор $x(t)$ и смещенный (задержанный) на один цикл вектор $y(t-1)$ образуют расширенный вектор активации $x(t)$, возбуждающий нейроны сети:

$$x(t) = [1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t), y_1(t-1), \dots, y_K(t-1)]^T. \quad (1)$$

После описания входного вектора сети в момент времени t можно определить состояние всех нейронов согласно зависимостям:

$$u_i = \sum_{k=0}^{N+K} w_{ik} x_k; \quad (2)$$

$$y_i(t) = f(u_i(t)), \quad (3)$$

где $f()$ обозначает непрерывную функцию активации нейрона (сигмоидальную); $w_i = [w_{i0}, \dots, w_{i, N+K}]$ вектор весов i -того нейрона; $W = [w_1, \dots, w_K]$ – матрица весов нейронной сети. Для обучения RTRN сети используется алгоритм обучения Вильяма-Зипсера, а именно необходимо минимизировать следующий критерий

$$J(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K (\varepsilon_i(t))^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K [d_i(t) - f(x(t)w_i(t))]^2, \quad (4)$$

где $\varepsilon_i(t)$ определяется как

$$\varepsilon_i(t) = \begin{cases} d_i(t) - y_i(t) & | i = 1 \dots M \\ 0 & | i > M \end{cases}. \quad (5)$$

После минимизации критерия (4) веса $w_{\alpha\beta}$ (β -индекс веса нейрона с индексом α из матрицы W) могут быть определены следующим образом:

$$w_{\alpha\beta}(t+1) = w_{\alpha\beta}(t) - \eta \sum_{i=1}^K \varepsilon_i(t) \frac{dy_i(t)}{dw_{\alpha\beta}}. \quad (6)$$

Набор пикселей входного кадра видеоизображений будет соответствовать входному потоку сигналов для входных узлов нейронной сети, таким образом, примем количество входных узлов сети N равным количеству пикселей одного кадра. Т. к. на выходе нейронной сети ожидаем получить обработанный кадр, то устанавливаем количество нейронов скрытого слоя $K=N$. Выходы скрытого слоя нейронов являются выходными сигналами нейронной сети, а также являются входными сигналами для элементов задержки z^{-1} (контекстный слой).

Используя вышеизложенную модель рекуррентной нейронной сети был программно реализован детектор движения, состоящий из нескольких отдельных модулей: обработки входной и выходной последовательности изо-

бражений; реализации рекуррентной нейронной сети; координации работы детектора.

Одним из вариантов модернизации предложенной модели рекуррентной нейронной сети для детектора движения является уменьшение избыточности в связях между скрытым слоем нейронов и входным слоем сигналов, а также контекстным слоем. Было предложено уменьшить количество связей. Каждый нейрон скрытого слоя взаимодействует с соответствующим входным элементом входного слоя (пикселем) и соседними с этим пикселем элементами. В качестве соседних пикселей возможно использование 4 или 8 соседних пикселей.

В результате проведения экспериментов для различных реализаций детектора движения (полная-, 4-, 8-связность) и одного того же входного потока было определено, что с уменьшением связности увеличивается скорость обработки кадров детектором, и одновременно с этим ухудшается качество детектирования. Это связано с тем, что малая связность приводит к наличию малого количества связей между нейронами сети и, как следствие, к уменьшению времени обработки нейронной сетью сигналов от всех нейронов. Ухудшение качества детектирования возникает из-за того, что каждый нейрон не имеет представления обо всей «картине» нейронной сети, а только о соседних нейронах. В результате чего возникает разрывность объектов детектирования.

В приведенном детекторе движения аппаратно-вычислительной единицей является центральный процессор (CPU). Таким образом, для моделирования одновременных процессов используется парадигма многопоточного программирования, и имеется ограничение по количеству одновременно обрабатываемых потоков процессорами. Для современных процессоров это ограничение зависит от количества физических ядер внутри процессора. При использовании в качестве вычислительной единицы графического процессора (GPU) с большим количеством графических ядер внутри, можно получить увеличение производительности детектора за счёт уменьшения времени реакции.

Таким образом, на основе предложенной модели рекуррентной нейронной сети создан детектор движения, способный обнаруживать движущиеся объекты на последовательности кадров (в видеопотоке). Предложенный и реализованный подход уменьшения связности между нейронами позволил увеличить количество кадров обрабатываемых детектором в единицу времени.