



О.П. Солдатова, Н.А. Варжева

ПРИМЕНЕНИЕ РЕКУРРЕНТНОЙ СЕТИ ХЕММИНГА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ЦИФР НА СЕМИСЕГМЕНТНОМ ИНДИКАТОРЕ

(ФГБОУ ВПО «Самарский государственный аэрокосмический университет им. академика С.П. Королева (национальный исследовательский университет)»)

Под нейронными сетями подразумеваются вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Они представляют собой распределенные и параллельные системы, способные к адаптивному обучению путем анализа положительных и отрицательных воздействий. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон [1].

Рекуррентные сети – сети с обратной связью между различными слоями нейронов. Главная особенность таких сетей – динамическая зависимость на каждом этапе функционирования. Изменение состояния одного нейрона отражается на всей сети вследствие обратной связи типа «один ко многим». В сети возникает переходный процесс, который завершается формированием нового устойчивого состояния, отличающегося в общем случае от предыдущего.

Из сетей с подобной логикой работы наиболее известны сеть Хопфилда и сеть Хемминга, которые обычно используются для организации ассоциативной памяти. Главная задача ассоциативной памяти сводится к запоминанию входных обучающих выборок таким образом, чтобы при представлении новой выборки система могла сгенерировать ответ, – какая из запомненных ранее выборок наиболее близка к вновь поступившему образцу.

Сеть Хемминга – это трехслойная рекуррентная структура, которая была предложена Р. Липпманом. Основная идея функционирования сети состоит в минимизации расстояния Хемминга между тестовым вектором, подаваемым на вход сети, и векторами обучающих выборок, закодированными в структуре сети. Обобщенная структура сети Хемминга представлена на рисунке 1.

В процессе функционирования сети можно выделить три фазы. В первой из них на вход подается N -элементный вектор x . После предъявления этого вектора на выходах нейронов первого слоя генерируются сигналы, задающие начальные состояния нейронов второго слоя [1].

Во второй фазе инициированные MAXNET сигналы удаляются, и из сформированного ими начального состояния запускается итерационный процесс. Итерационный процесс завершается в момент, когда все нейроны, кроме нейрона-победителя с выходным сигналом, не равным 0, перейдут в нулевое состояние. Нейрон-победитель становится представителем класса данных, к которому принадлежит входной вектор.

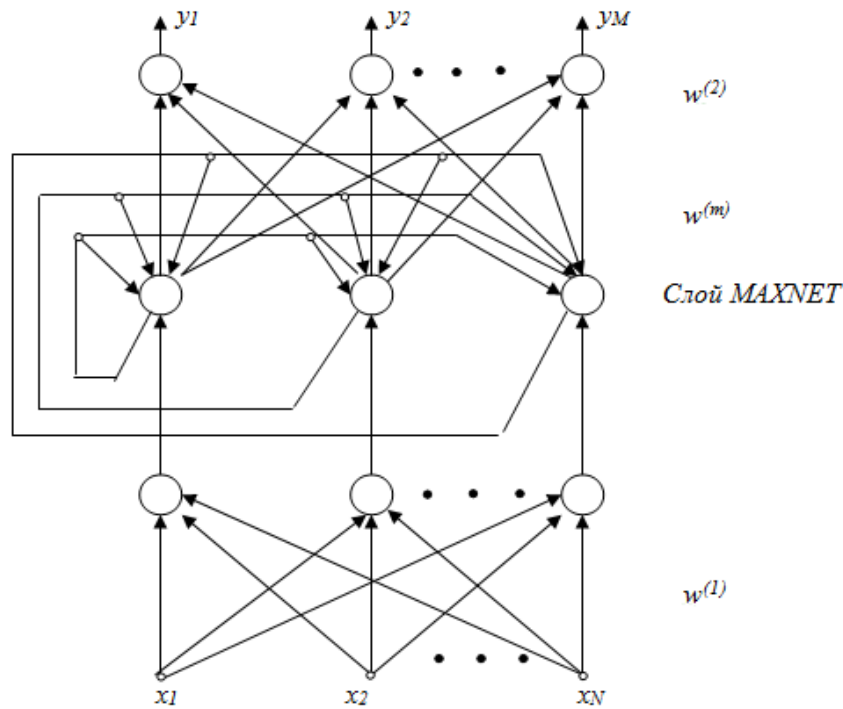


Рис. 1. Обобщенная структура сети Хемминга

В третьей фазе этот нейрон посредством весов, связывающих его с нейронами выходного слоя, формирует на выходе сети отклик в виде вектора y , соответствующего возбуждающему вектору x , где x и y биполярные векторы сети со значениями элементов ± 1 . Входные узлы сети принимают значения, задаваемые аналогичными компонентами вектора x . Нейроны первого слоя рассчитывают расстояние Хемминга между входным вектором x и каждым из p закодированных векторов-образцов x^C , образующих веса нейронов первого слоя. Нейроны в слое MAXNET выбирают вектор с наименьшим расстоянием Хемминга, определяя, таким образом, класс, к которому принадлежит предъявленный входной вектор x . Веса нейронов выходного слоя формируют вектор, соответствующий предъявленному входному вектору. При p нейронах первого слоя, емкость запоминающего устройства Хемминга также равна p , так как каждый нейрон представляет единственный класс.

Нейроны различных слоев сети Хемминга функционируют по-разному. Нейроны первого слоя рассчитывают расстояния Хемминга между поданными на вход сети вектором x и векторами весов $w^C = x^C$ отдельных нейронов этого слоя. Значения выходных сигналов этих нейронов определяются по формуле:

$$\hat{y}_i = 1 - \frac{d_H(x^C, x)}{N} \quad (1)$$

где $d_H(x^C, x)$ обозначает расстояние Хемминга между входными векторами x^C и x , то есть число битов, на которых различаются эти два вектора. Значение $\hat{y}_i = 1$, если $x = x^C$, и $\hat{y}_i = 0$, если $x = -x^C$. В остальных случаях значения \hat{y}_i лежат в интервале $[0, 1]$. Расстояние Хемминга для биполярных $\in \{-1, 1\}$ значений векторов рассчитывается по формуле:



$$d_H \leftarrow d \rightleftharpoons \frac{1}{2} \left[N - \sum_{i=1}^N y_i d_i \right] \quad (2)$$

где $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ и $d = [d_1, d_2, \dots, d_N]^T$.

Сигналы \hat{y}_i нейронов первого слоя становятся начальными состояниями нейронов слоя MAXNET на второй фазе функционирования сети. Задача нейронов этого слоя состоит в определении победителя, то есть нейрона, у которого выходной сигнал наиболее близок к 1. Процесс определения победителя выполняется согласно формуле:

$$y_l \leftarrow f \left(\sum_s w_{is}^{(n)} y_s \leftarrow -1 \right) = f \left(y_l \leftarrow -1 \right) \left[\sum_{s \neq i} w_{is}^{(n)} y_s \leftarrow -1 \right] \quad (3)$$

при начальном значении $y_s \leftarrow \hat{y}_i$. Функция активации $f \leftarrow$ нейронов слоя MAXNET задается выражением:

$$f \leftarrow \begin{cases} y & \text{для } y \geq 0 \\ 0 & \text{для } y < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Итерационный процесс (3) завершается в момент, когда состояние нейронов стабилизируется, и активность продолжает проявлять только один нейрон, тогда как остальные пребывают в нулевом состоянии. Активный нейрон становится победителем и через веса $w_{is}^{(n)}$ ($s = 1, 2, \dots, N$) линейных нейронов выходного слоя представляет вектор $y \leftarrow$, который соответствует вектору $x \leftarrow$, признанному слоем MAXNET в качестве ближайшего к входному вектору x .

Авторами разработан модуль для нейроимитатора «Нейрокомбайн», предназначенный для построения рекуррентной сети Хемминга.

Для проверки работоспособности сети использована выборка, в которой в качестве входных векторов выступают представления цифр 0..F в коде для семисегментного индикатора, представленные на рисунке 2, а итоговым значением является единица на выходе соответствующего цифре нейрона.

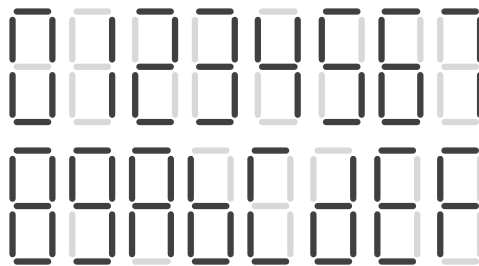


Рис. 2. Цифры 0..F в представлении для семисегментного индикатора

Для тестирования подадим на вход сети зашумленную выборку – один из горящих сегментов при отображении цифры будет «битым». Такой способ является наиболее приближенным к реальности, но у него есть нюанс – при выключении определенных сегментов из отображения одной цифры может получиться отображение другой цифры. Например, для цифры 8 в случае различных выключенных сегментов может получиться 0, 6, 9, А. Данный пример проиллюстрирован на рисунке 3.

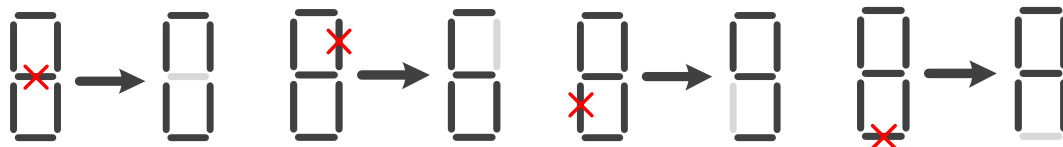


Рис. 3. Пример неправильного отображения цифр

Также могут возникать случаи коллизий – когда при выключении сегмента из двух различных цифр получается одинаковое изображение. Пример коллизий представлен на рисунке 4.

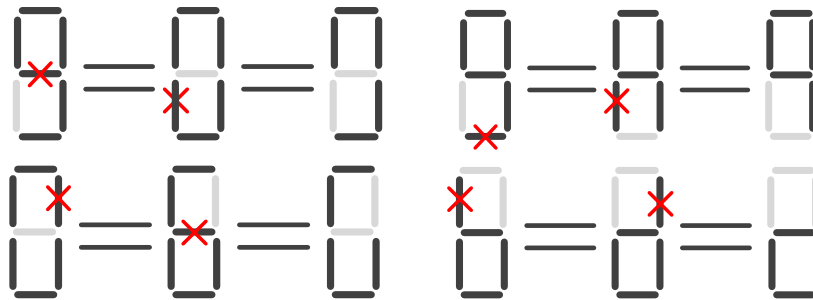


Рис. 4. Примеры коллизий

Параметры сети для данной задачи жестко заданы следующим образом: число входных нейронов – 7, число выходных нейронов – 16, количество нейронов в скрытом слое – 16. При данной структуре сети значение СКО погрешности составляет 0,467, а значение средней приведенной погрешности – 5,45%. Для данной выборки это является хорошим результатом.

Литература

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.