ОБЪЕДИНЕННЫЙ
ИНСТИТУТ
ЯДЕРНЫХ
ИССЛЕДОВАНИЙ

Дубна

97-55

P10-97-55

М.А.Назаренко

РАСПОЗНАВАНИЕ НЕПРЕРЫВНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ФОРМАЛЬНЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

Направлено на I Открытую научную конференцию УНЦ ОИЯИ,
24 — 26 февраля 1997 г., Дубна

1997

Формальные нейронные сети (см., например, [1, глава 1]) представляют собой новую технологию вычислений, которая является результатом фундаментальных исследований в области искусственного интеллекта. Основным достоинством этого направления в науке стало создание математических структур, подобных мозгу или нервной системе. Несмотря на внешнюю искусственность и академичность подхода к разработке формальных нейронных сетей, применение этого метода дает хороший практический выход в разных областях [2, 3, 4, 5, 6, 7, 8]. Основным достоинством формальных нейронных сетей считается их обучаемость, что позволяет с их помощью выделять нужные результаты из совокупности данных с большим числом параметров.

На сегодняшний день формальные нейронные сети почти всегда используются как аппарат принятия решения [9, 10]. Это означает, что в результате обучения формальная нейронная сеть должна, вообще говоря, классифицировать все подаваемые на вход события как условно "плохие" (выход равен 0) и "хорошие" (выход равен 1). Для решения такого класса задач разработано несколько видов нейронных сетей и способы их обучения [1, 2, 11]. Отметим, что общей парадигме обучения таких формальных нейронных сетей посвящена работа [12].

Однако в практических задачах бывает необходимо восстанавливать не только дискретные характеристики событий (классификацию), но и непрерывные характеристики этих событий. Примерами таких задач служат следующие: калибровка калориметра, экстраполяция и интерполяция треков, курсов акций и других непрерывных характеристик происходящего процесса. Одной из попыток решения этого класса задач является работа [13].

Прежде чем рассуждать об обучении формальных нейронных сетей, необходимо строго определить этот объект. В теории формальных нейронных сетей нет расхождений по этому вопросу. В первой части этой работы приведено одно их самых кратких и функциональных определений формальной нейронной сети, заимствованное из статьи [12]. Во второй части обсуждается возможность обучения формальной нейронной сети для распознавания непрерывных характеристик входных событий.

1 Определение формальной нейронной сети

Формальный нейрон по определению *имеет следующую структуру*:

- Формальный нейрон имеет некоторое множество входных каналов приема аналоговой или булевой информации и один выходной канал. Количество n входных каналов является внутренней характеристикой нейрона. Вид передаваемого сигнала определяет название формального нейрона. Если передаваемый по всем каналам сигнал является однобитовым, то такой нейрон называется булевым. Если передаваемый по всем каналам сигнал может непрерывно изменяться в пределах от 0 до 1, то такой нейрон называется аналоговым.

- Каждому входному каналу с номером j формального нейрона ставится в соответствие число w_j, называемое весом этого канала. Вектор весов $\vec{w} = (w_1, \ldots, w_n)$ является внутренней характеристикой формального нейрона.

- Формальный нейрон с n входными каналами формирует сигнал собственного внутреннего возбуждения по следующему закону:
$$N = \sum_{j=1}^{n} w_j x_j,$$
где $\vec{x} = (x_1, \ldots, x_n)$ есть входной сигнал.

- Выходной сигнал y формального нейрона получается применением функции обработки F к сигналу внутреннего возбуждения:
$$y = F\left(N\right).$$

Функция F является внутренней характеристикой формального нейрона. Вид результата функции F должен соответствовать виду информации, передаваемой по выходному каналу исполнителя. Отметим, что в случае булевых формальных нейронов часто используется пороговая сигмоидная функция с внутренней характеристикой θ:

$$F(z) = \begin{cases} 0, & z \le \theta \\ 1, & \theta < z \end{cases} .$$

В случае специального вида формальных нейронных сетей — клеточных автоматов — обычно применяется пороговая колоколоидальная функция

$$F(z) = \begin{cases} 0, & z \le \theta_1 \\ 1, & \theta_1 < z < \theta_2 \\ 0, & \theta_2 \le z \end{cases}, \qquad \theta_1 < \theta_2.$$

Одной из самых популярных функций для обработки сигнала внутреннего возбуждения в случае аналогова нейрона является логистическая функция с внутренней характеристикой σ:

$$F(z) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma z)}.$$

Общий вид формального нейрона изображен на рисунке 1.

Формальная нейронная сеть по определению *имеет следующую структуру*:

- Сеть состоит из некоторого множества формальных нейронов, входы и выходы которых соединены связями. При этом количество нейронов и топология их связей являются внутренними характеристиками этой сети. Выходной сигнал формального нейрона сети может передаваться по любому количеству связей.
- Вход сети состоит из некоторых входных каналов отдельных формальных нейронов сети. Если входной канал формального

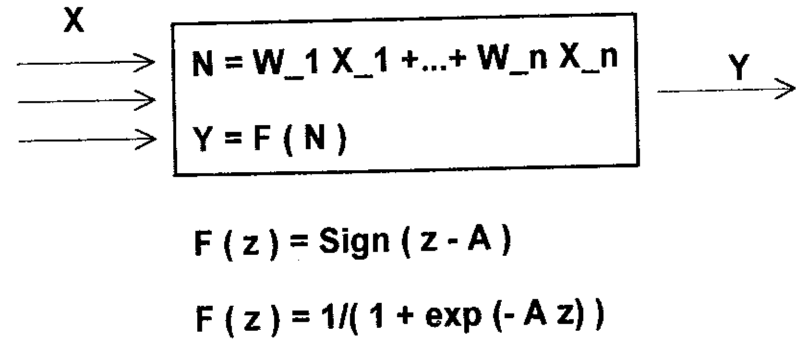

Рисунок 1: Общий вид формального нейрона.

нейрона сети не принадлежит входу нейронной сети, то этот входной канал соединен с выходом одного и только одного нейрона этой сети.

- Выход сети состоит из выходных каналов некоторых формальных нейронов сети. Если выходной канал формального нейрона сети не принадлежит выходу нейронной сети, то этот выходной канал соединен с одним или несколькими входными каналами одного или нескольких нейронов этой сети.

2 Обучение формальной нейронной сети

Зафиксируем формальную нейронную сеть $\mathcal{N}$ с n входными и m выходными аналоговыми каналами.

2.1 Обучающее множество

Будем называть обучающей парой для этой нейронной сети следующую упорядоченную пару векторов:

$$\left(\vec{x}, \vec{y}\right), \qquad \vec{x} = (x_1, \ldots, x_n), \quad \vec{y} = (y_1, \ldots, y_m).$$

Совокупность всех обучающих пар образует обучающее множество $\mathcal{M}$. Отметим, что это множество иногда называют (частичной) функцией выбора данной проблемной области [14].

Будем говорить, что формальная нейронная $\mathcal{N}$ сеть обучена на множестве $\mathcal{M}$, если для любого элемента $(\vec{x}, \vec{y})$ из $\mathcal{M}$ сеть $\mathcal{N}$ на входе $\vec{x}$ даст выход $\vec{y}$. В работе [12] этот этап был назван предварительным обучением. Следует отметить, что если фиксирована конфигурация нейронной сети (количество и вид нейронов, связи между ними), то не для всякого обучающего множества существует сеть с данной конфигурацией, которая в принципе может быть обучена на этом множестве [15, следствие 2 к теореме 5.3]. Примером может служить известная "проблема разделяющего ИЛИ" [1, глава 2].

Отметим, что существует принципиальное различие между двумя видами формальных нейронных сетей: с аналоговым выходным сигналом и с булевым выходным сигналом. Сеть с булевым выходным сигналом может быть обучена точно, но платой за это является полное отсутствие возможностей интерполяции и других способов распознавания непрерывных характеристик. Сеть с аналоговым выходом сравнительно плохо работает в задачах классического распознавания (узнавания или, как иногда говорят, именования), однако дает возможность классифицировать образы, обучение которым не производилось.

2.2 Мера проведенного обучения

Обозначим выход нейронной сети $\mathcal{N}$ на входе $\vec{x}$ символом $\mathcal{N}(\vec{x})$. Мерой проведенного обучения формальной нейронной сети может служить следующая функция:

$$E\Big(\mathcal{M}, \mathcal{N}\Big) = \sum_{(\vec{x}, \vec{y}) \in \mathcal{M}} \mathcal{F}\Big(\mathcal{N}(\vec{x}),\ \vec{y}\Big),$$

причем $\mathcal{F}(0) = 0$ и функционал $\mathcal{F}$ является выпуклым вниз.

Примерами таких функционалов могут служить следующие выражения

$$\mathcal{F}\Big(\vec{u}, \vec{v}\Big) = ||\,\vec{u} - \vec{v}\,||_p^p, \quad p \geq 1.$$

Одним из самых популярных [1, 2, 11] является функционал квадрата гильбертовой нормы (при $p = 2$).

Иногда [2] находят применение функционалы $\mathcal{F}$, имеющие минимум в нуле и дифференцируемые в окрестности. Индексом j будем обозначать номер компоненты векторов, являющихся аргументами этого функционала. Примерами могут служить функционал перекрестной энтропии

$$\mathcal{F}\Big(\vec{u}, \vec{v}\Big) = -\sum_j\ v_j \log u_j + (1 - v_j) \log(1 - u_j)$$

и мера Кульбака (Kullback)

$$\mathcal{F}\Big(\vec{u}, \vec{v}\Big) = \sum_j\ v_j \log \frac{v_j}{u_j}.$$

2.3 Метод обратного распространения

Одной из общепринятых [1, 2, 11, 16] процедур обучения формальной нейронной сети является метод обратного обратного распространения, представляющий собой аналог метода градиентного спуска. Рассмотрим один из наиболее популярных видов формальных нейронных сетей — перцептроны. Топология внутренних связей формальных неронов такой сети имеет послойную структуру, обратные связи отсутствуют, сигнал распространяется от входа через внутренние слои к выходу.

При обучении методом обратного распространения сформированный сигнал ошибки, при достаточно большой величине функции меры проведенного обучения, распространяется в перцептроне по слоям в обратном направлении: от выхода ко входу — по пути корректируя веса связей. Проиллюстрируем эту процедуру на перцептроне без скрытых слоев (входной слой нейронов является выходным).

Пусть мера проведенного обучения вычисляется следующим образом (гильбертово пространство вектров)

$$E\left(\mathcal{M}, \mathcal{N}\right) = \frac{1}{2} \sum_{(\vec{x},\vec{y})\in\mathcal{M}} \sum_{j} \left(\mathcal{N}(\vec{x})_j - y_j\right)^2,$$

$$\mathcal{N}(\vec{x})_j = F\left(\sum_k w_{jk} x_k\right).$$

Тогда закон изменения весов связей на каждом шаге обучения сети можно записать в следующем виде:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}, \qquad \Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}},$$

где η — параметр скорости обучения, причем

$$\eta < 1, \qquad \lim_{E(\mathcal{M},\mathcal{N})\to 0} \eta = 0.$$

2.4 Распознавание непрерывных характеристик

Итак, формальная нейронная сеть обучается распознаванию любых характеристик путем такой коррекции весов, чтобы мера обучения уменьшалась. Дискретность распознаваемых харктеристик определяется тем, что выходной вектор $\vec{y}$ обучающей пары имеет координаты, равные 0 или 1, выход сети является псевдобулевым.

Обучение распознаванию непрерывных характеристик происходит по тому же алгоритму, но в этом случае выходные векторы элементов обучающего множества должны заметать область возможных значений обучаемой характеристики по некоторой дискретной сетке. Адекватность дискретизованной модели изначальной непрерывной задаче есть элемент серьезного исследования, требующий затрат как времени, так и других ресурсов. К сожалению, исследователи, применяющие нейронные сети в практических задачах, обычно не уделяют достаточного внимания этому

вопросу, что, безусловно, в известной степени снижает ценность полученных результатов.

3 Заключение

Таким образом, формальные нейронные сети могут использоваться не только для распознавания дискретных характеристик (принятия решения) изучаемой модели. Метод обратного распространения может быть адаптирован для решения задач распознавания непрерывных характеристик, например, калибровки или интерполяции. При этом компенсацией за точность нейронного представления различных функций может служить либо качественное усложнение топологии внутренних связей сети (увеличение количества скрытых слоев в случае перцептронной конфигурации), либо преобразование входных данных к виду, наиболее адаптированному к аппроксимационным свойствам фиксированного вида формальной нейронной сети.

Литература

[1] Уоссермен Ф. *Нейрокомпьютерная техника.* М.: Мир, 1992.

[2] Клименко С. В. и др. Искусственные нейронные сети в физике высоких энергий // ИФВЭ 96-75, Протвино, 1996.

[3] Семенов Ю. А. Электронная пресса и нейронные сети // ИТЭФ 68–94, Москва, 1994.

[4] Анапольский Л. Ю. и др. Решение линейного алгебраического уравнения с помощью нейронной сети Хопфилда // Изв. вузов. Приборостроение 1994. Т. 37(3–4), С. 51–56.

[5] Баршдорф Д. Нейронные сети и нечеткая логика. Новые концепции для технической диагностики неисправностей // Приборы и системы управления 1996. Т. 2, С. 48–53.

[6] Юдин А. А. Бифуркации стационарных решений в синергетической нейронной сети и управление распознаванием образов // Автоматика и телемеханика 1996. Т. 11, С. 139–147.

[7] Aversa F., a. o. Identification of Cosmic Ray Electrons and Positrons by Neural Networks // Astroparticle Phys. 1996. V. 5(2), P. 111–117.

[8] Odorico R. Neural 2.00 — A Program for Neural Net and Statistical Pattern Recognition // Comput. Phys. Commun. 1996. V. 96(2–3), P. 314–330.

[9] Astvacaturov A., a. o. Identification of b–Jets with Low p_T Muon Using ATLAS Tile Calorimeter Simulatin Data and Artificial Neural Networks Technique // Preprint of JINR E10–96–288, Dubna, 1996.

[10] Gogiberidze G. L., Mekhdiev R. R. γ–π^0 Discrimination With a Shower Maximum Detector Using Newral Networks For the Solenoidal Tracker At RHIC // JINR Rapid Communications, 1996. **2**(76), P. 17–24.

[11] Кисель И. В., Нескоромный В.Н., Ососков Г.А. Применение нейронных сетей в экспериментальной физике. // Физика ЭЧАЯ 1993. Т. 24(6), С. 1551–1595.

[12] Зинов В. Г., Назаренко М. А. Обучение формальных нейронных сетей // Препринт ОИЯИ Р11–97–35, Дубна, 1997.

[13] Назаренко М. А., Серов Д. Г., Письменный Р. Е. Распознавание среднего гауссовской случайной величины двуслойным перцептроном при наличии равномерного шума // Сообщения ОИЯИ Р11-96-..., Дубна, 1996.

[14] Юдин А. А. Многослойные нейронные сети и многошаговое обобщенное математическое программирование // Докл. РАН 1996. Т. 348(2).

[15] Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1965.

Рукопись поступила в издательский отдел
21 февраля 1997 года.