Московский институт электроники
и математики им. А.Н.Тихонова

НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
"ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ"

Московский институт электроники и
математики им. А.Н. Тихонова
Национального исследовательского университета
"ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ"

МАТЕРИАЛЫ КОНФЕРЕНЦИИ

2019

МЕЖВУЗОВСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ СТУДЕНТОВ, АСПИРАНТОВ И МОЛОДЫХ СПЕЦИАЛИСТОВ имени Е.В. АРМЕНСКОГО

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ПОСТРОЕНИЕ РАСПРЕДЕЛЕННОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОЛЬНОЙ СТРУКТУРЫ С ПОМОЩЬЮ СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

А.В. Демидовский
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Нижегородский филиал, факультет информатики, математики и компьютерных наук

Аннотация

Любое знание должно быть представлено в виде формализованных структур для использования его в вычислениях. Существующие нейросетевые архитектуры работают только с тензорами: векторами, матрицами и т.д. Данная работа посвящена построению нейросетевого кодировщика для представления рекурсивной структуры в виде многомерного тензора, таким образом связывая символические вычисления и нейросетевую парадигму.

Введение

Существует два уровня, на которых можно осуществлять решение произвольной задачи. Первый уровень называется символическим. Значительно упрощая, символический уровень представляет собой набор традиционных алгоритмов, оперирующих понятными структурами, терминами, операндами. Суб-символический подход [1] может быть описан терминами нейронных сетей – многочисленные промежуточные тензоры (веса и активации нейронов), смысл которых неясен вплоть по получения конечного результата. Однако, нейросетевой подход предлагает встроенную распределённость, расширяемость и отказоустойчивость по сравнению с символическим подходом. Возникает вопрос о построении связи между символическим и суб-символическим подходами.

С другой стороны, знание имеет иерархичный характер. Например, при осуществлении многокритериального принятия решений формируется база мнений экспертов, отражающая их знание о предметной области. Это знание выразимо в виде онтологий [2]. Простое перечисление фактов оказывается недостаточным, так как теряется ключевая информация о взаимосвязи между ними. Иерархия помогает решить эту проблему. Другим примером, является обработка естественных языков. Предложения по определению имеют сложную структуру взаимосвязи слов (прилагательное-существительное, наречие-глагол). Игнорирование иерархии приведет к превращению предложения в простой набор слов.

Таким образом, имея иерархичные структуры как результат работы символического уровня, требуется понять как их превратить в распределенное представление для работы в нейросетевой парадигме.

Модель построения тензорного представления

Существует несколько способов построения тензорного представления заданной рекурсивной структуры, например Голографические представления [3], Векторные символические Архитектуры (VSA) [4]. Одним из них является Tensor Product Variable Binding (TPVB) [1]. Концептуально, данный подход является ближайшим к идеям нейросетевых вычислений и, потому, находится в фокусе данного исследования. Ключевыми элементами этого подхода являются «филлер» и «роль».

Определение 1. Филлер – элемент структуры, который характеризуется своей ролью в этой структуре.

Определение 2. Роль – действие, функция, модель, которую филлер играет в заданной структуре.

Определение 3. Биндинг – связь, отражающая отношение между филлером и биндингом в заданной структуре.

Определяя филлеры и роли в некотором пространстве, мы можем использовать правила тензорной алгебры для превращения структуры в векторное представление. Таким образом, структура рассматривается как множество пар $\{filler, role\}$, где каждая пара затем заменяется на тензорное произведение ее составляющих.

Определение 4. Тензорное произведение – это операция над двумя тензорами: f с рангом N и r с рангом M, результатом которой является тензор b с рангом $N + M$, такой что $b_{ij} = f_i * r_j$.

Определение 5. Тензорное представление структуры ψ для заданной структуры S, содержащей пары $\{f_i, r_i\}$, рассчитывается следующим образом:

$$\psi = \sum_i f_i \otimes r_i \qquad (1)$$

Например, возьмём простую структуру и найдём соответствующее ей тензорное распределенное представление с помощью формулы (1). Структура представлена на Рис. 1.

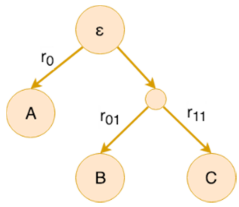

Рис.1. Простая структура

В данной структуре есть три роли $\{r_0 = [1,0,0], r_{01} = [0,1,0], r_{11} = [0,0,1]\}$ и три филлера $\{A = [1,0,0], B = [0,1,0], C = [0,0,1]\}$. Выбор значений векторов произволен, достаточно выполнения условия о линейной независимости векторов. В результате получаем тензорное представление (2).

$$\psi = \begin{matrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{matrix} \qquad (2)$$

Таким образом, мы рассмотрели математическую модель нахождения тензорного представления произвольной структуры.

Теоретическая нейросетевая архитектура для построения тензорного представления

Как уже отмечалось, TPVB был предложен в [1] равно как и нейросетевая архитектура для нахождения распределнного представления. Общий вид сети представлен на Рис. 2.

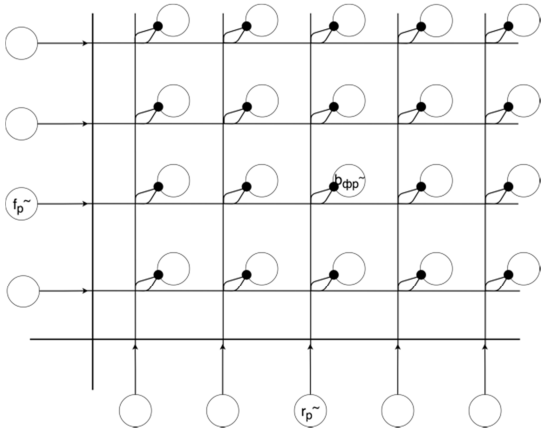

Рис.2. Сеть для связывания роли и филлера [1]

Данная нейронная сеть имеет два входа: вектор филлера $\tilde{f}$ и вектор роли $\tilde{r}$. Сеть состоит из «sigma-pi» элементов. Каждый элемент сети имеет один или несколько входных портов $\{\sigma_i\}$, соединённых со входами сети. Каждый порт $\{\sigma_i\}$ формирует взвешенную сумму входных значений $\{I_{\sigma i}\}$ (3), в данной сети вес у всех портов не учитывается и равняется единице (4).

$$v = \sum_{\sigma} w_{\sigma} \prod_{i} I_{\sigma i} \quad (3)$$

$$v = \sum_{\sigma} 1 \prod_{i} I_{\sigma i} = \sum_{\sigma} \prod_{i} I_{\sigma i} \quad (4)$$

Одним из преимуществ такой организации вычислений является масштабируемость. В данном случае, это выражается как осуществление одновременного связывания для нескольких пар ролей и филлеров.

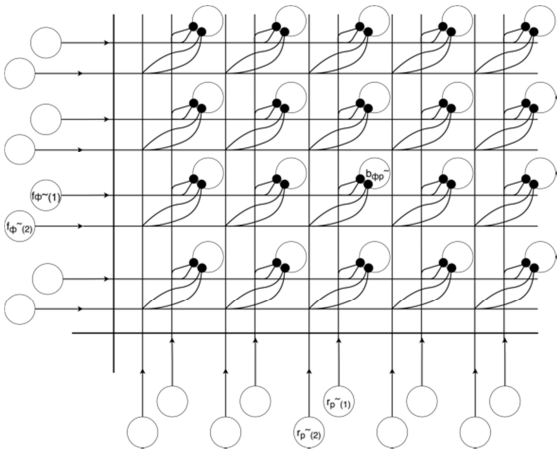

Рис.3. Сеть для одновременного связывания двух пар ролей и филлеров [1]

Современная нейросетевая архитектура для построения тензорного представления

Описанная ранее архитектура сети является очень высокоуровневой и абстрактной. Все вопросы, связанные со входами, выходами сети, особенностями реализации и механикой вычислений остаются до сих пор нераскрытыми ввиду отсутствия работ, посвященных этой тематике. Кроме того, в рамках данного исследования осуществляется создание нейронной сети в терминах современного фреймворка Keras [5].

Входы сети. Сеть имеет два входа: филлеры и роли. При этом, их количество произвольное и может меняется в зависимости от сложности структуры, ее глубины и так далее. Современные нейронные сети легко учитывают динамический характер входов через использование пакетной обработки входов («батч»). Кроме того, дополнительных манипуляций с входными данными не требуются, сеть сама осуществляет их во время работы.

Транспонирование для связывания. Легко заметить, что операция тензорного произведения может быть выражена через векторное произведение над транспонированным вектором филлера и обычным векторов роли (5).

$$f_i \otimes r_i = f_i^T r_i \quad (5)$$

Векторное произведение. В данном слое происходит попарное произведение векторов филлеров и ролей. Несмотря на кажущуюся простоту операции, во современных фреймворках отсутствует такой встроенный слой, поэтому приходится его создавать как пользовательский (в терминах фреймворка Keras – Lambda слой).

Сумма. На вход данному слою приходит набор матриц одинакового размера, представляющих результат тензорного произведения пар филлеров и ролей. Однако, согласно (1) необходимо осуществить сумму этих значений.

Общая схема сети представлена на Рис. 4. Исходный код данной реализации можно найти в репозитории с открытым исходным кодом [6].

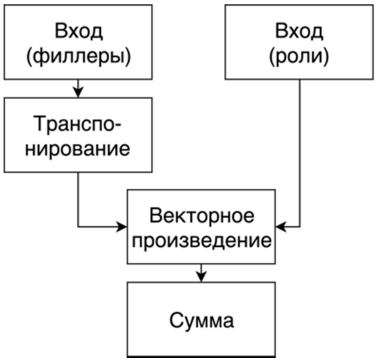

Рис.4. Предлагаемая архитектура сети для связывания

Заключение

Была продемонстрирована реализация сети для кодирования рекурсивной структуры в распределенное тензорное представление, в том числе в терминах фреймворка Keras. Текущая архитектура имеет следующие сильные стороны:

1. Расширяемость. Сеть не зависит от количества филлеров и ролей, способна одновременно связывать несколько пар филлер-роль.
2. Простота. Сеть не содержит излишних по сложности элементов, как, например, «sigma-pi» блоки.
3. Понятность для инженеров. Описанная в очень абстрактных терминах концепция требовала глубокого понимания TPVB. Предложенный дизайн сети может быть легко реализован и использован в промышленных приложениях.

В итоге отметим, что для полноценной работы с таким тензорным представлением структуры необходимо помимо кодировщика, особенности которой мы рассмотрели в данной работе, иметь также декодировщика, который бы переводил тензорное представление обратно в вид структуры, а также манипулятор над структурой на тензорном уровне. Имея все три элемента в виде нейронных сетей станет возможным легко переходить с символического на суб-символический уровень и обратно, то несет большой вычислительный потенциал.

Список литературы:

1. Smolensky, P. Tensor product variable binding and the representation of symbolic structures in connectionist systems // Artificial intelligence. 1990. V. 46. No. 1-2. P. 159-216.
2. Wang, H., Dou, D., Lowd, D. Ontology-based deep restricted boltzmann machine // International Conference on Database and Expert Systems Applications. 2016. P. 431-445.
3. Browne, A. and Sun, R. Connectionist inference models // Neural Networks. 2001. V. 14, No. 10. P. 1331-1355.
4. Gallant, S.I., Okaywe, T.W. Representing objects, relations, and sequences // Neural computation. 2013. V. 25. No. 8. P. 2038-2078.
5. Keras: The Python Deep Learning library [Электронный ресурс]. URL: https://keras.io (дата обращения: 21.01.2019).
6. LDSS Tensor Structures: demid5111/ldss-tensor-structures [Электронный ресурс] // GitHub, Inc. (US): офиц. сайт. URL: https://github.com/demid5111/ldss-tensor-structures (дата обращения: 07.01.2019).