<u>МФТИ</u>\_



ТРУДЫ
63-Й ВСЕРОССИЙСКОЙ НАУЧНОЙ КОНФЕРЕНЦИИ МФТИ
23-29 НОЯБРЯ 2020
РАДИОТЕХНИКА
И КОМПЬЮТЕРНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)»

# ТРУДЫ

# 63-й Всероссийской научной конференции МФТИ

23-29 ноября 2020

Радиотехника и компьютерные технологии

Труды 63-й Всероссийской научной конференции МФТИ. 23–29 ноября 2020 года. Радиотехника и компьютерные технологии. —

Москва: МФТИ, 2020. – 189 с.

ISBN 978-5-7417-0753-1

Включены результаты оригинальных исследований студентов, аспирантов, преподавателей и научных сотрудников МФТИ и дружественных учебных и научных организаций. Статьи представляют интерес для специалистов, работающих в области радиотехники и компьютерных технологий

УДК 51+004 ББК 22.1+32.81

ISBN 978-5-7417-0753-1

© Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)», 2020

также использует одновременно больше частот связи, что позволяет обмениваться данными с большим количеством устройств через один шлюз. LoRaWAN также является открытым протоколом [5].

Сравнительные характеристики беспроводных технологий представлены в таблице 1.

В ходе данного исследования и сравнения были сделаны следующие выводы, что каждая из технологий имеет свои плюсы и минусы. Так протокол LoRaWAN функционирует в не лицензируемом диапазоне частот в отличие от ZigBee, но скорость передачи данных больше у ZigBee. Данные технологии относятся к классу низкого энергопотребления. Дальность действия для передачи данных и количество поддерживаемых устройств больше у протокола LoRaWAN.

Таким образом, сети MANET больше подходят для информационного взаимодействия между БПЛА, например, на территории мониторинга, так как протокол ZigBee позволяет развернуть самоорганизующиеся и децентрализованные сети в труднодоступных районах, где каждый БПЛА (узел) является ретранслятором и получателем информации, и они не зависит от маршрутизаторов или шлюзов.

Сети LPWAN больше подходят для сбора информации от различных датчиков, например, БПЛА является шлюзом, который принимает информацию от датчика и отправляет данные на сервер. Поэтому, совместное использование данных сетей увеличит эффективность информационного взаимодействия между БПЛА.

Технология	LoRaWAN	ZigBee
Стандарт	802.11	802.15.4
Частотный диапазон	864 – 870 МГц	2.4 – 2.483 ГГц
	867 -928 МГц	868 МГц
Скорость передачи данных	0.3 – 11 кбит/с	250 кбит/с
Энергопотребление	Низкое	Низкое
Диапазон покрытия	Менее 20 км	Менее 100 м
Количество поддерживаемых устройств	Свыше 1000000	65000

Таб. 1. Сравнительные характеристики беспроводных технологий

### Литература

- 1. *Романов С.В.* Метод иерархической маршрутизации мобильной самоорганизующейся сети доступа: Автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.12.13 / Романов Сергей Владимирович, ФГБОУ ВО ВГУ. Киров, 2014. 19 с.
- 2. Akyildiz I., Akyildiz W. A survey on wireless mesh networks // IEEE Communications Magazine. 2005. V. 43(9). P. 23 30.
- 3. *Robert F.* Building Wireless Sensor Networks: with ZigBee, XBee, Arduino, and Processing, 1st Edition. USA: O'REILLY, 2010. P. 23-30.
- 4. Wixted A.J., Kinnaird P., Larijani H., Tait A., Ahmadinia A., Strachan N. Evaluation of LoRa and LoRaWAN for wireless sensor networks // IEEE SENSORS. Orlando, FL, USA, 2016. P. 1-3.
- 5. *Erdelyi J. and Cicak P.* Survey on Communication in Internet of Things Environment // 6th International Conference on Emerging eLearning Technologies and Applications (ICETA). Stary Smokovec, 2018. P. 149-156.

УДК 621.391

### Тензорно-матричная теория искусственного интеллекта

В.И. Слюсар, д.т.н., проф.

Центральный научно-исследовательский институт вооружения и военной техники Вооруженных Сил Украины

Эффективная интеграция систем искусственного интеллекта (AI) и больших объемов данных сталкивается с проблемой поиска быстродействующих вычислительных алгоритмов, позволяющих решать задачи обработки многомерных информационных массивов в реальном масштабе времени. Особую остроту этой проблеме придает возобладавшая на данном этапе развития парадигма построения подобных систем на основе глубоких свёрточных нейросетей, предусматривающая, в частности, формирование свёрток большой размерности. Облачные механизмы доступа к таким мегаструктурам инспирировали не только массовое внедрение систем сотовой связи 5-го поколения для решения проблем сокращения времени передачи больших массивов данных, но и способство-

вали началу разработок систем связи 6G, в том числе на основе квантовых сетей. Вместе с тем повышение скорости передачи данных является лишь одним из аспектов концепции приближения сервиса AI к потребителю. Другой немаловажной стороной проблемы остается необходимость удешевления вычислительных технологий, лежащих в основе алгоритмов обработки данных систем искусственного интеллекта и машинного обучения.

В этой связи в последнее время усилия многих исследователей активизировались в направлении адаптации разработанной в алгебре тензорно-матричной теории под нужды систем машинного обучения в интересах компактной формализации аналитического описания алгоритмов функционирования AI.

Одним из таких направлений является использование торцевого произведения матриц, предложенного автором в 1996 г. [1]. В отношении двух матриц с одинаковым количеством строк суть его сводится к умножению каждого элемента отдельно взятой строки левой матрицы на соответствующую строку правой. Такой подход получил признание среди зарубежных специалистов, подтверждением чему явились недавние публикации Томаса Эйле (Thomas D. Ahle) с соавторами, посвященные анализу эффективности так называемого тензорного скетча [2].

Тензорный скетч как метод уменьшения размерности информационных пространств был предложен в 2013 г. и используется в алгоритмах обработки больших данных, статистике, машинном обучении для снижения размерности массивов данных на основе их векторного представления в виде тензорной структуры. Такой скетч может быть использован для ускорения билинейного объединения в нейронных сетях, уменьшения количества переменных, необходимых для реализации пулинга и является краеугольным камнем многих числовых алгоритмов линейной алгебры.

Существенно, что операцию формирования тензорного скетча можно представить в виде произведения некоторой матрицы большой размерности и тензорного произведения векторов исходных данных. В основе варианта снижения соответствующих вычислительных затрат, предложенного Томасом Эйле и др., лежит использование в отношении тензорного скетча свойства указанной операции торцевого произведения, позволяющего свести матрично-тензорное произведение к поэлементному умножению Адамара. С этой целью достаточно представить исходную матрицу тензорного скетча в виде торцевого произведения матриц меньшей размерности. В результате исходный формат скетча сводится к произведению Адамара наборов небольших матриц с элементами 1 и -1 или гауссовых матриц Джонсона-Линденштрауса и субвекторов, образовывавших первоначально тензорное произведение из набора векторов данных.

Поскольку классические операции матрично-векторных умножений выполнимы за линейное время, переход к новому формату представления тензорного скетча на основе свойства торцевого произведения позволяет выполнить умножение на векторы с тензорной структурой намного быстрее, чем формировалось бы исходное выражение. Для тензоров высокого порядка экономия в количестве операций умножения может быть весьма значительной. При этом важно, что подобное преобразование при большом количестве матриц в составе торцевого произведения удовлетворяет лемме Джонсона-Линденштрауса о малых искажениях исходных данных большой размерности при построении их проекций.

Для свёрточных нейросетей важно, что такая концепция может быть распространена на случай формирования быстрого преобразования Фурье (БПФ) от тензорного скетча в виде векторной свёртки во временной области. В результате, переход к спектральному представлению позволяет заменить указанную свёртку эквивалентной операцией умножения торцевого произведения БПФ-матриц в комбинации с подматрицами тензорного скетча на кронекеровское произведение векторов данных. Это обеспечивает замену ресурсоёмких вычислений простым в реализации поэлементным произведением Адамара.

Томас Эйле также предложил повысить с помощью торцевого произведения производительность быстрого преобразования Джонсона-Линденштрауса (FJLT) по методу SHD. С этой целью он использовал в качестве случайной матрицы S, составленной из строк, образующих единичную матрицу, торцевое произведение двух аналогичных матриц меньшей размерности. Как следствие преобразование FJLT от тензорного произведения векторов свелось к произведению Адамара. С тем же успехом данный подход может быть распространен на другие версии FJLT — субдискретизированное рандомизированное преобразование Фурье (Subsampled Randomized Fourier Transform) и усовершенствованные модификации субдискретизированноого рандомизированного преобразования Адамара (subsampled randomized Hadamard transform). Общая методология распараллеливания такого рода преобразований на потоки меньшей размерности состоит в том, что выборочная матрица

отсчетов S представляется торцевым произведением двух матриц с меньшим количеством элементов. В итоге все исходное произведение при умножении проецирующей матрицы на тензорное произведение векторов расщепляется на произведение Адамара.

Следует отметить, что в контексте упомянутого свойства торцевого произведения идея перехода от исходного матричного проектора к произведению Адамара, оперирующему матрицами малой размерности, была использована в 2010 году для решения задачи дифференциальной приватности (differential privacy) при доступе к базам данных. Кроме того, аналогичные вычисления были применены для реализации ядерных методов AI.

Вместе с тем, перечисленные подходы затрагивают лишь верхушку айсберга всей совокупности возможных применений аппарата торцевых произведений матриц в качестве основы тензорно-матричной теории искусственного интеллекта.

Заслуживает внимания, например, обобщение рассмотренных вариантов решения задачи снижения размерности данных на основе использования предложенного автором блочного варианта торцевого произведения матриц (БТП) [1], поскольку такие блочные структуры являются, как известно, удобной формой представления многомерных тензоров. При определенных форматах матричных блоков применение БТП также сводится к Адамарову произведению матрично-векторных структур либо, в более общем случае, - к поблочной сумме произведений Адамара. Это позволяет преобразовывать многоканальные иерархии свёрточных нейросетей к более простым в обучении структурам.

Компактно формализовать процесс взвешивания анализируемых массивов данных на входе нейросети предлагается на основе проникающего торцевого произведения [3], которое сводится к поэлементному умножению левой матрицы на согласованные по размеру блоки правой блочной матрицы. В случае мультисвёрточных нейросетей сложной иерархии целесообразно использовать обобщённое торцевое произведение и его блочную версию [3]. Рассмотренные подходы могут быть реализованы программном или на аппаратном уровне в нейрочипах и будут способствовать внедрению АI на тактическом уровне.

### Литература

- 1. *Слюсар В.И*. Торцевые произведения матриц в радиолокационных приложениях// Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника. 1998. Том 41, № 3. С. 71 75.
- 2. Thomas D. Ahle, Jakob Bæk Tejs Knudsen. Almost Optimal Tensor Sketch. Published 2019. Mathematics, Computer Science, ArXiv.
- 3. *Слюсар В.И*. Обобщенные торцевые произведения матриц в моделях цифровых антенных решеток с неидентичными каналами. //Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника. 2003. Том 46, № 10. С. 15 26.

УДК 004.051

# **Цифровой приемник на основе алгоритмов наибольшего правдоподобия с** пониженной сложностью

#### А.Г. Давтян

Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)

В технологии беспроводной связи пропускная способность канала характеризует максимально достижимую скорость передачи данных и может быть рассчитана с использованием формулы Шеннона для систем с одной передающей и одной принимающей антенной (SISO).

$$Csiso = Blog_2(1 + SNR)$$

где Csiso — пропускная способность, B - полоса пропускания в  $\Gamma$ ц, а SNR - отношение сигнал-шум. Для достижения большей скорости передачи требуется либо широкая полоса пропускания, либо высокое значение SNR. Однако в практических приложениях частотный спектр всегда ограничен, а увеличение отношения сигнал-шум неэффективно из-за потерь при распространении. Поэтому, для дальнейшего повышения пропускной способности используется система из нескольких антенн (система с множеством входов и множеством выходов - MIMO).

### Труды

# 63-й Всероссийской научной конференции МФТИ

23-29 ноября 2020

Радиотехника и компьютерные технологии

Составители: Д.А. Диких, С.О. Русскин

Редакторы: В.А. Дружинина, И.А. Волкова

Набор и вёрстка: Д.А. Колпаков

Подписано в печать 20.11.2020. Формат 60 × 84 <sup>1</sup>/<sub>16</sub>. Усл. печ. л. 9,6. Тираж 70 экз. Заказ №44. Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)» 141700, Московская обл., г. Долгопрудный, Институтский пер., 9

Отпечатано в полном соответствии с предоставленным оригиналом-макетом Типография «М-Принт» 105082, г. Москва, ул. Ф.Энгельса, д.75, стр.21



# **Контактная информация оргкомитета конференции:**

117303, г. Москва, ул. Керченская, д. 1А, корп. 1 +7 498 744-65-52 conf@mipt.ru

Официальный сайт конференции conf.mipt.ru

O 7857/11707531