

可行性报告

一、项目立项依据和研究内容

1、项目的立项依据

深度学习是当前最受关注的大数据分析方法之一，为解决空间、医学和公共安全等领域的科学问题提供具有数据意义的答案^[1]。深度学习算法的优势在于使用多重非线性变换构成的多处理层对时空复杂结构的数据进行高层建模抽象，完成海量数据的高精度预测分析^[2]。CAFFE^[3], CNTK^[4], MXNET^[5]等开源深度学习框架正是因为其学习建模的简易性和可并行性，被大规模使用。然而，分布式并行处理深度学习任务对数据的位置，冗余和一致性等性质具有极高要求，且时空复杂结构的原始数据往往来源广泛，导致数据模式标准不一，数据结构冗余庞杂，多节点数据不一致等问题，使得数据本身成为提升深度学习性能的瓶颈。在异构系统上存储异构数据，使得深度学习构架性能优化问题脱离传统系统优化方法范畴，成为国际上数据科学基础方向亟待解决的前沿问题。本课题从大数据本身出发，关注时空复杂结构数据，特别是流数据信号的存储特性，积极探索优化深度学习性能的基础理论、系统架构和数据存储方法，开展基于深度学习的数据处理方法和分布式数据服务体系相关的一系列关键问题的研究。

数据存储的位置，备份和一致性问题，是权衡分布式环境下深度学习框架的正确性与性能的关键。在面向深度学习框架的数据存储方面，国内外大部分研究是从硬件架构或学习模型入手，遵循传统高性能计算（HPC）的设计模型，通过升级计算硬件和采用新的学习模型，完成对深度学习框架的性能提升。这其中最有影响的学习模型包括 Alexnet^[6], VGG-19^[7], Inception-V1^[8]等等。然而，在数据存储方面，特别是数据流信号存储的大部分相关研究目前仍受限于传统数据存储领域，特别是云架构的分布式存储系统，例如亚马逊（Amazon）的 Dynamo 存储系统^[9]，谷歌（Google）的 GFS^[10]等等，并未与深度学习框架设计相结合。文献^[11]中指出，如果数据访问量符合泊松分布，可以将数据存储系统设转化为一个系统优化问题，在有限时间能寻找数据存储的最优解。文献[12]中提出实际情况下的数据访问或处理的先验知识并不稳定。在工作流不确定的情况下，并不能采用经典系统优化模型，反而一些近优模型设计会在理论上有着较好的性能。文献^[13]，^[14]，^[15]等也根据自己特定的应用提出了自己的数据存储框架。然而这些工作也局限于这些特定应用的工作流特性，并不能直接应用到深度学习框架中。

通过调研和总结现有的分布式数据存储方法所涉及到的数据建立、备份分配、和一致性设计等方面的国内外现状，现有研究存在以下几个不足处：

（1）大数据流信号存储优化方面：主要是从数据访问和处理先验知识或部

分先验知识（例如数据访问分布，数据吞吐量，读写频率等）条件下的代价函数估值分析，然而这些先验知识在实际应用中，特别是数据流信号处理上，往往不存在或误差较大。

（2）分布式深度学习框架优化方面：主要是深度学习中产生的临时数据与多层神经网络反馈计算的相关性对数据存储设计及深度学习框架性能影响巨大。然而，目前没有研究适用于此类临时数据在有限节点内的分布式存储设计。将临时数据分布式存储与多核并行化框架联合建模非常必要。

- [1] Bengio, Yoshua, Ian J. Goodfellow, and Aaron Courville. "Deep learning." [B] An MIT Press book. 2015.
- [2] Hinton, Geoffrey E., and Ruslan R. Salakhutdinov. "Reducing the dimensionality of data with neural networks." [J] Science 313.5786: 504-507, 2006.
- [3] Yangqing Jia, Evan Shelhamer, Jeff Donahue, Sergey Karayev, Jonathan Long, Ross Girshick, Sergio Guadarrama, and Trevor Darrell. "Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding." [C] arXiv preprint arXiv:1408.5093, 2014.
- [4] Mike Seltzer Kaisheng Yao Oleksii Kuchaiev Yu Zhang Frank Seide Zhiheng Huang Brian Guenter Huaming Wang Jasha Droppo Geoffrey Zweig Chris Rossbach Jie Gao Andreas Stolcke Jon Currey Malcolm Slaney Guoguo Chen Amit Agarwal Chris Basoglu Marko Padmilac Alexey Kamenev Vladimir Ivanov Scott Cypher Hari Parthasarathi BhaskarMitra Baolin Peng Xuedong Huang Dong Yu, Adam Eversole. "An introduction to computational networks and the computational network toolkit." [C] Technical Report, October 2014.
- [5] Tianqi Chen, Mu Li, Yutian Li, Min Lin, Naiyan Wang, Minjie Wang, Tianjun Xiao, Bing Xu, Chiyuan Zhang, Zheng Zhang, "MXNet: A Flexible and Efficient Machine Learning Library for Heterogeneous Distributed Systems." [C] CoRR abs/1512.01274, 2015.
- [6] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks." [C], NIPS 2012.
- [7] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition." [C], ICLR 2015.

- [8] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Andrew Rabinovich. "Going Deeper with Convolutions." [C], CVPR 2015.
- [9] G. DeCandia, D. Hastorun, M. Jampani, G. Kakulapati, A. Lakshman, A. Pilchin, S. Sivasubramanian, P. Voshall, and W. Vogels. "Dynamo: Amazon' s highly available key-value store. " [C], SIGOPS Oper. Syst. Rev. 2007.
- [10] Ghemawat, S.; Gobioff, H.; Leung, S. T. "The Google file system." [C] Proceedings of the nineteenth ACM Symposium on Operating Systems Principles, SOSP '03. p. 29, 2003.
- [11] A. Ganesh, S. Lilienthal, D. Manjunath, A. Proutiere, and F. Simatos. "Load balancing via random local search in closed and open systems." [C], SIGMETRICS Perform. Eval. Rev., 2010.
- [12] Zichen Xu, Nan Deng, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, "Blending On-Demand and Spot Instances to Lower Costs for In-Memory Storage." [C] in proceedings of the 35th IEEE International Conference on Computer Communications, April 2016.
- [13] X. He, P. Shenoy, R. Sitaraman, and D. Irwin. "Cutting the cost of hosting online services using cloud spot markets. " [C], In Proc. of HPDC, 2015.
- [14] R. Kallman, H. Kimura, J. Natkins, A. Pavlo, A. Rasin, S. Zdonik, E. P. C. Jones, S. Madden, M. Stonebraker, Y. Zhang, J. Hugg, and D. J. Abadi. "H-store: A high-performance, distributed main memory transaction processing system. " [C], Proc. VLDB Endow., 2008.
- [15] 叶炜,顾宁. 在数据网格环境中可靠获取分布式数据的方法[J]. 通信学报,2006,27(11):119-124. DOI:10.3321/j. issn:1000-436X. 2006. 11. 021.

2、项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键问题

2.1 研究目标

基于深度学习以数据为中心，以抽象认知为方法的设计，本项目旨在提高多种深度学习框架并行处理分布式大数据流信号的性能，从海量数据处理的角度深入理解数据流信号的空时复杂结构，借助经典系统优化中的近优方法，按照深度学习框架中预处理——分类——建模的流程，采用数据流信号机理、深度学习算法和分布式系统相结合的联合建模方法，将大数据流信号的分布式存储与多级数据处理和深度学习算法进行有效结合，实现面向多种深度学习框架的分布式大数据流信号存储系统，提升整体架构的数据吞吐量、鲁棒性和可扩展性。

2.2 研究内容

为达到上述研究目标，本申请项目的主要研究内容分为以下几个方面：

(1) 数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布的预估

分布式深度学习框架接收数据流信号可建模为分布式离散信号的排队问题，且通常条件下，数据工作流是未知的。由于实际环境下，采集流数据模式标准不一，数据结构冗余庞杂，多节点数据不一致等问题，导致依靠数据访问和处理的先验知识完成预测的可靠性极低。然而，由于数据工作流具有服从特定分布的特性，因此，需研究如何利用 workflow 信息在短时间内对数据流信号的采样和建模，实现数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布的预估问题。

(2) 分布式大数据流信号的近优化缓存方案研究

深度学习框架对数据存储的依赖来自于对多节点源数据和临时模型数据的分布式处理，且框架对此二类数据的存储需求和一致性要求不同。有别于先验的多节点源数据存储方法，针对深度学习在处理、分析数据中产生的流数据信号，通过采用 Multiple-Choice Secretary Algorithm (MCSA) 的近优化选择，完成对存储系统性能的理论边界分析，提供可能的多种存储策略和不同数据一致性要求的权衡，完成分布式大数据流信号的近优化存储方案研究。

(3) 深度学习框架的数据处理机理与存储架构相关性研究

目前流行的开源深度学习框架种类较多，特定框架针对某些数据的处理性能不一，因此对数据本身的需求和处理过程往往存在较大差别。通过对先今排名前三的开源深度学习框架进行深入研究，完成对深度学习框架中数据需求、存储和处理的范式定义和一致性分析，是必须完成的关键研究。

2.3 拟解决的关键问题

(1) 如何从数据流信号中，在工作流和访问模式未知的条件下，利用端设备短

暂观测获取先验信息（数据结构，数据特征等），实现在该数据生命周期内的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布的预估是需要解决的关键问题。

（2）利用深度学习框架内的多层反馈设计，如何在现有的深度学习框架上，研究并修正数据存储的近优化方案及 MCSA 近优算法，实现深度学习框架的临时数据缓存问题是需要解决的关键科学问题。

3、拟采取的研究方法及可行性分析

3.1 技术路线及研究方法

本项目通过在多种深度学习框架下数据处理和分析的范式，对现有大数据流信号（例如，医疗 CT、MRI 图像数据）分析和建模，完成面向分布式深度学习框架的大数据流信号存储系统方法研究。整体系统框架和技术路线如图 1 所示。

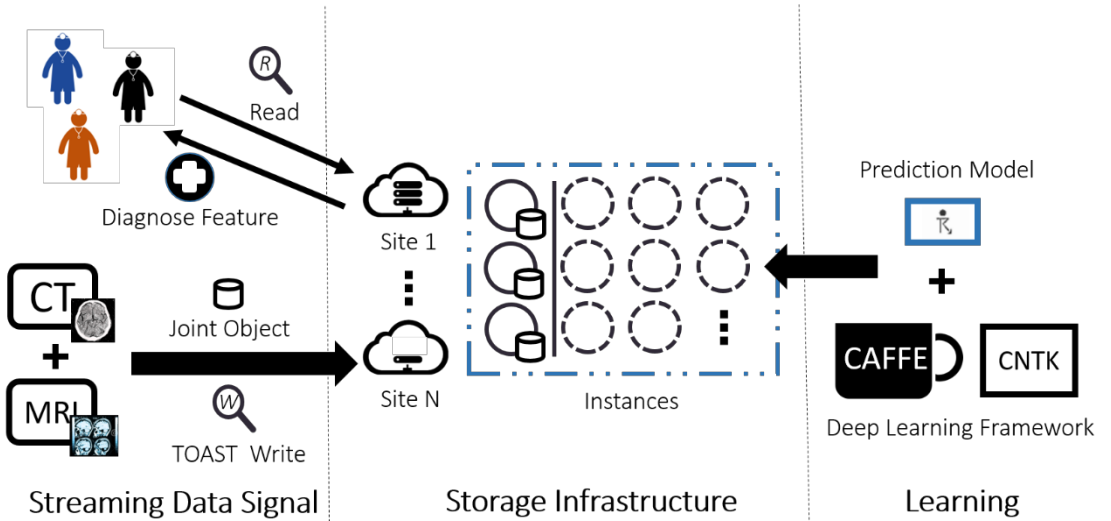


图 1 大数据流信号存储系统方法框架和主要技术路线

根据上述研究内容，本申请项目的主要研究方法分为以下几个方面：

- （1）数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布的预估
- 在系统建模方面，数据流信号的多节点工作流可建模为马尔可夫模型（Markovian）服从泊松分布(Poisson Distribution)，深度学习框架内的处理时间由于数据本身多种结构和特征的特性，建模为一般分布（General Distribution），整体学习框架内含数据节点 k ，以此将数据流处理建模为 $M/G/k$ 的排队模型，对数据存储延时和性能进行完整分析，获取数据流信号的数据访

问和多节点处理数据吞吐量分布的预估，即

$$F(T_{i,j}; \mu, c) = \sum_i \int_j^k f(W^{(M/G/k)}) \quad (1)$$

在经典排队论模型中，一个 M/G/k 的排队模型是一个离散状态空间的随机过程。该离散空间可简单表现为 $\{0, 1, 2, 3, \dots\}$ ，其中数字代表队列中（包括正在处理）的数据流信号预值。从第 i 个状态转移到 $i+1$ 状态代表新的数据流信号进入系统，且该状态转移的时间服从参数为 λ 的指数分布。从第 i 个状态转移到 $i-1$ 状态代表框架已完成某段数据流信号处理，处理时间如模型所示，服从一般分布。为了更加贴近实际情况，在所有数据上的工作流和服务时间都是随机变量且统计独立。数据访问的时间期望可通过 M/M/c 排队模型方法预估为：

$$E[W^{(M/G/k)}] = \frac{C^2 + 1}{2} E[W^{(M/M/c)}] \quad (2)$$

其中 C^2 是服务时间标准差的参数。在通常情况下，此类近似优化都能获得一个较好的结果且拥有收敛的边界。然而，对于多层神经网络的机器学习任务而言，单层排队无法预估通过网络反馈重新计算的服务时间，导致对数据存储性质要求偏差太大，式 (2) 不能达到完成数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布预估的目的，而暴力计算 M/G/k 的离散状态空间是可证的 NP 难问题。

本申请项目拟采用马尔可夫-克莱因特征算法 (Markov-Krein Characterisation, MKC)，将一阶矩和二阶矩联合计算方法，转为有限边界的预估公式，即：

$$\begin{aligned} E[W^{(M/G/k)}] &= \frac{C_1^2 + 1}{2} E[\|W^{(M/M/c)}\|_1] + \frac{C_2^2 + 1}{2} E[\|W^{(M/M/c)}\|_2] \\ &+ \delta_{1,2} E[\|W^{(M/M/c)}\|_1 \|W^{(M/M/c)}\|_2] \end{aligned} \quad (3)$$

其中 C_1^2 ， C_2^2 是在对应服务下分布的一阶矩和二阶矩的标准差参数， $\delta_{1,2}$ 是对应一阶、二阶矩的相关参数。通过 MKC 特征算法的反复迭代估计，将采样数据与模型参数进行最小二乘算法，得出在算法估界 R 内的参数线性相关模型。最后，将参数返回带入原有数据排队模型，通过积分可算出数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量 $T_{i,j}$ ，从而实现数据流信号的数据访问和多节点处理数据吞吐量分布的预估，完成对数据存储规划的规划模型参数预测。

(2) 分布式大数据流信号的近优化存储方案研究

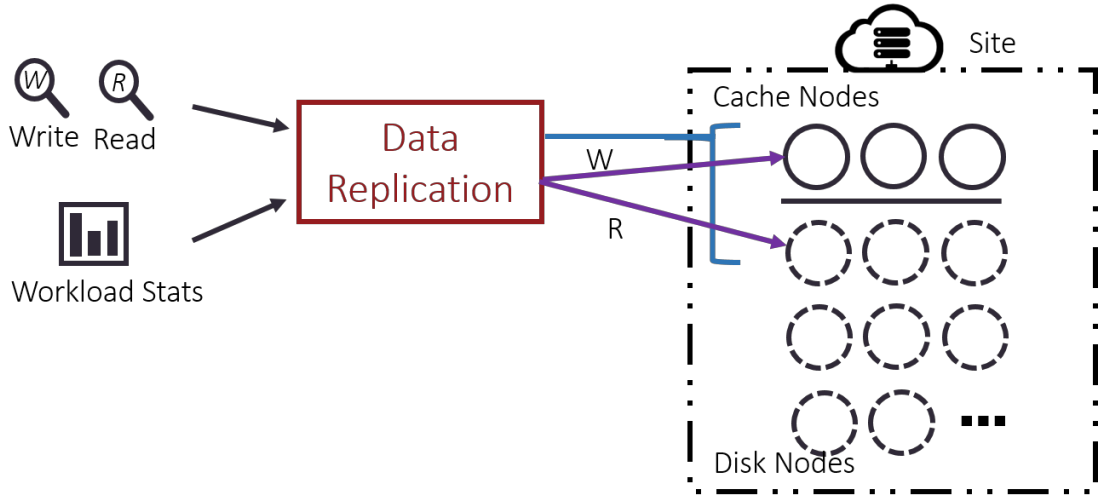


图 2 分布式大数据流信号的近优化存储方案结构图

在完成数据参数预估的基础上，本项目将开展设计并完善源数据的分布式存储方案和临时数据的近优化缓存方案。方案的首要设计是数据的一致性需求。对于源数据来说，鉴于其时空特性，每块数据都将有时间标签作为其版本信息，对此类数据在存储系统中，根据其自带的时序元数据信息，完成版本的录入和一致性校验，或先来先服务一致性（FIFO consistency）。对于深度学习中的临时数据而言，由于上一层网络的大部分节点将不再访问，导致临时数据的可重用性低，临时数据内信息稀疏，可放宽数据一致性的需求，优化存储节点方案。例如，假设一整套服务器节点用于深度学习的数据服务，存储节点可分为两层：缓存节点和磁盘节点，如图 2。磁盘节点用于收集、存储多节点源数据的实时信息，并通过闲话协议（Gossip protocol）完成多个节点同一数据的版本一致性校验。磁盘节点的数据存储保证 FIFO consistency 的版本一致性要求。缓存节点用于处理在 CPU，GPU 上训练或模拟神经网络时产生的临时数据存储。由于临时数据的可重用性低且存在不再访问的可能，缓存节点的数据存储保证因果一致（Causal Consistency）的一致性需求。至此，数据流信号存储方案的一致性得到了保证。

其次，满足最大程度利用存储效率的近优化数据存储方案。传统分布式存储问题，可通过代价函数，转化为一个背包问题，通过贪婪算法解决。面向分布式深度计算框架的数据存储计算的代价函数为：

$$C = \alpha P + \beta T \quad (4)$$

其中 C 为深度计算代价， P 为存储代价， T 为深度框架性能（数据吞吐量）， α

和 β 为对应的权重参数。通过对 T 分布的预估和存储代价的权衡，可选择计算代价更低的存储方案 $P = \arg \min(C)$ 。然而，大数据流信号的另一特点就是数据流量大。例如，在医学图像中，一位病人的单类图像数据为 2GB/天，每张图像大小为 2MB 至 20MB 不等。因此，全局的优化模型和简单的贪婪算法并不能完成流数据信号的存储分配方案量化选择。在存储节点容量有限且数据的可预测性只遵循特定分布的前提下，本项目拟采用双层存储结构，利用 Multiple-Choice Secretary Algorithm (MCSA) 算法对一系列流数据实体进行选择，以深度学习效果的经验模型为评价标准，选择最有价值的前 n 张实体进行最优化存储。MCSA 算法是用于在观察特定长度的序列后，对剩余序列内实体的估值进行排序的选择算法，且算法性能保证选择结果与离线分析最优结果的差异有界，为 $O(1 + \ln(n))$ 且依赖于 P 的代价函数和 T 的分布预测准确度。P 的估值函数包括对存储对象的读、写和数据过期等操作，即

$$\begin{aligned}
 P &= P_w + P_r + G \\
 P_w &= \frac{\sum \sigma_w T_i}{T * n_w} * \frac{\sum \rho n_l}{n} \\
 P_r &= \sum_i \frac{\sigma_r T_i}{n_r} * \min(\rho n_l) \\
 G &= (1 - \tau) * \frac{\sum \sigma_w T_i}{T * n_w} * l_w + \tau * l_r + l_{rounding} \quad (5)
 \end{aligned}$$

本项目在修正的 MCSA 算法设计中，将考虑存储代价 P 与数据吞吐量 T 的正相关性，关键是在计算其代价公式 (5) 时，囊括数据读、写和数据过期等操作的代价建模。根据技术方案 (1) 中估计的数据吞吐量和 (2) 中的存储架构设计，利用快速近似计算方法，将求解过程从完整时间维度的多元方程转化为部分时间维度的线性方程，降低计算代价。同时，拟利用驻相点法和鞍点法求出代价函数的无积分解析表达式。具体的技术路线为：

- 1) 根据深度学习数据的一致性分析，在存储体系架构上规划不同类别的存储节点数量和区域。
- 2) 根据数据吞吐量分布和工作流的统计特性，优化不同区域内的存储节点数量和存储方式。
- 3) 对流数据模型进行预测，完成数据流生命周期内的近优化建模计算，并生成对应的观测数据和模型性能结果。

(3) 深度学习框架的数据处理机理与存储框架相关性研究

在完成数据访问和多节点处理数据吞吐量分布预估的基础上,本项目将进行深度学习框架下的数据处理机理和存储框架相关性的研究。深度学习框架主要是为实现不同计算需求构建卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、深度神经网络(DNN)此类多层网络结构的一体化建模,训练和测试系统。由于多层神经网络的反复迭代和反馈计算中将产生大规模临时数据。在传统高性能计算(HPC)的方案中,解决此类问题的方式为找到数据处理的瓶颈模块或者部件,通过硬件升级或相应算法升级的方式,提升整体系统的可并行度。然而,此类方法的性能提升仍然受限于阿姆达尔定律(Amdahl's law),即并行处理的提速由问题的可并行的部分所决定。然而在分布式环境下,由于问题规模的数量级提升,传统的HPC方案已经不适应现有系统的可扩展性需求。

在体系结构优化上,本项目将深度学习框架的数据处理机理与大规模数据存储的解决方案相结合,将性能提升问题从部分模块的性能瓶颈转化为内存限制定律(Memory-bound Law)模型下的系统拓展方案。在此模型下,在这个模型下,工作流被扩展的方式不同,数据的吞吐量跟随着内存memory的增长而以某种方式增加($f(n)$)。在这个模型里,性能提升随处理机的数量的增长而线性增长,而且比Amdahl's law的增长情况更乐观。同时,在与深度学习框架结合的系统设计上,完成根据数据需求选择机器学习算法,比如Naive Bayes, Logistic Regression, SVM, 决策树等方法并权衡优劣。通过本身的数据学习,根据样本大小、特征Feature与模型Model等属性,提高学习精度,加快学习速度,完成基于大数据流信号的存储决策系统。具体的技术路线为:

- 1) 分析CAFEE, CNTK 和 MXNET 等开源深度学习框架,提取系统流程中的数据存储、访问模块,完成对深度学习框架对数据依赖的时间相关性分析。
- 2) 将模块的运作流程与分布式存储架构设计相结合,找到数据可重用,可并行处理及数据独立访问的特定阶段,并对数据处理、存储流程分段。
- 3) 将Memory-bound law分析与面向深度学习框架的存储架构设计相结合,计算出存储并行化的性能提升上界和并完成一致性需求分析。

3.2 可行性分析

(1)在分布式数据存储和数据服务方面,国内外学者从数据存储本身优化出发,根据已知或部分已知(例如 workflow 统计特性,存储节点数量固定等)的条件下,研究分布式存储系统优化和多层次异构存储节点的设计和相关模型参数。相比之下,本申请项目所提出的技术路线是在此基础上延伸,充分利用短时间数据采样和可重复性,将系统建模为一般分布的排队模型,通过马尔可夫-克莱因特征算法(Markov-Krein Characterisation, MKC),将一阶矩和二阶矩联合计

算方法，转为有限边界的预估公式，极大降低了对系统和工作流数据等先验知识的依赖，利用交替迭代思想完成排队模型的参数分析和面向深度学习任务的数据吞吐量分布预测。此类方法在计算机任务调度和随机算法领域得到广泛应用，无先验知识的数据存储系统与任务调度模型类似，保证了该技术路线的可行性。

(2) 在实际系统分析方面，我们从现有的开源深度学习框架出发，抓取其数据处理及存储相关模块等可能存在数据存储优化问题的候选模块，对其进行存储系统模型并行化分析，抓取其数据预处理和分析的关键特征，利用 Memory-bound Law 对其性能提升的理论界值，进行完整的数值分析。

(3) 在分布式大数据流信号的近优化存储方案选择上，本项目采用双层结构，利用 Multiple-Choice Secretary Algorithm (MCSA) 算法对一系列流数据实体进行选择，以深度学习效果的经验模型为评价标准，选择最有价值的前 n 张实体进行最优化存储。本项目在修正的 MCSA 算法设计中，将考虑存储代价 P 与数据吞吐量 T 的正相关性，关键是在计算其代价公式时，囊括数据读、写和数据过期等操作的时空相关代价建模。完成多种存储方案的量化评判数值以及存储性能的理上下界值。研究将理论分析与实际系统设计相结合保证了修正 MCSA 算法设计的技术可行性。

(4) 在条件保障方面：项目组包括 1 位具有高级职称的老师和 2 名讲师（其中 2 人都具有博士学位）和多名硕士研究生组成，人员配置结构合理，队伍年轻，且都长期从事数据存储，深度学习和数值分析等领域的研究；具有存储系统相关（例如分布式缓存系统设计等）两项美国专利。这在研究队伍和实验条件两方面可保障本申请项目的顺利实施。

4、项目的特色与创新之处

特色之处：本申请项目在深入理解深度学习框架处理大数据流信号机理基础上，以分布式源数据预处理和流信号存储等手段，将深度学习框架性能优化问题从传统的算法优化或硬件升级等方法转化为数据存储方法及实时优化存储的问题，采用近优算法设计和体系结构优化设计的方法，研究并提高多种深度学习框架并行处理分布式大数据流信号的性能。

创新之处：

(1) 结合大数据流信号（特别是医学图像）的特征范式，深度学习算法和分布式体系结构设计思想实现存储架构的优化和数据处理性能的提升。

(2) 以改进的 MCSA 算法设计为核心, 将大数据流信号的分布式存储与多级数据处理和深度学习算法进行有效结合, 实现面向多种深度学习框架的分布式大数据流信号存储系统, 提升整体架构的数据吞吐量、鲁棒性和可扩展性。

5、年度研究计划和预期研究结果

5.1、年度研究计划

本项目研究时间为 2017 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 31 日, 年度研究计划如下:

(1) 2017 年 1 月- 2017 年 12 月

研究深度学习框架 CAFFE, CNTK 和 MXNET 中的数据需求产生规律, 在分析多源流数据信号数据结构的基础上, 研究修正数据特征表达和机器学习算法; 基于复杂时空流数据(不同部位图像和不同感知部件获取数据的组合)的范式建立; 搭建实验平台, 分析南昌一附院提供的特定病征的大规模脱敏数据, 采集不同学习目标下的临时数据生成样本和数据冗余需求, 完成分布式流数据存储的一致性理论分析。

阶段成果: 在国际期刊或中国计算机学会 CCF 认证学术会议上发表 1~2 篇 EI 或者 SCI 检索的相关学术论文。

(2) 2018 年 1 月- 2018 年 12 月

在保证数据一致性和正确性需求的基础上, 进行多源实时流数据的存储、预处理和分析的相关性分析; 研究实时流数据的流量控制、存储位置、备份管理和一致性校验; 研究基于改进近优模型 MCSA 算法的多特征关联矩阵和估值模型设计; 实现面向深度学习框架的大数据流信号存储方法。

阶段性成果: 在国际期刊或中国计算机学会 CCF 认证学术会议上发表 1~2 篇 SCI 检索的相关学术论文。

5.2、预期研究结果

面向深度学习框架的大数据流信号存储方法研究的具体目标包括:

- 在基础理论研究上, 构建针对流数据结构、深度学习范式及分布式存储的多目标估值模型, 进而求解分布式大数据流信号存储方法的全局设计空间和最优理论上限。
- 在真实系统测量上, 搜集、分析多种深度学习框架下综合考虑多类应用的分布式大数据流信号性能参数和存储参数。
- 在工程实践上, 设计实时处理大数据流信号的近优存储算法, 完成面向深度

学习框架的大数据流信号存储方法实现。

- 在本领域 CCF A 级国际会议和 SCI 期刊上发表高水平学术论文 2-4 篇。
- 在相关研究领域协助培养硕士研究生 2 名。

二、研究基础与工作条件

1、研究基础

高效高性价比的绿色分布式数据存储架构

2014-2016

在美国自然基金委员会（NSF）计算网络项目基金（CNS-1218154）和亚马逊研究基金的资助下，我设计、构架、实现了一整套用于混合云（私有云加公有云）的基于内存的数据存储分析平台。该平台用于两个具体项目：（1）基于不同区域的绿色能源（太阳能，风能）的产生速率，动态调整数据利用率，存储位置和备份数量，在保证数据服务响应质量的前提下，我们的数据服务达到近 100% 的绿色能源利用率，减少近 3 成计算服务的碳排放量。（2）基于 Infrastructure as a Service (IaaS) 的云服务模型，通过复用空闲的计算资源和现有的公有云服务模型，使用可靠性非常低、风险高的计算资源达到以低费用完成大规模扩展数据服务的目的。使用同等经费前提下，我们的平台可完成的数据服务吞吐量是亚马逊现有平台的五倍，服务性能不低于现有服务的 95%。在我们提供服务的 49 周里我们平台没有遗失任何数据。该平台核心代码现已在亚马逊云服务后台运行。

移动、穿戴设备的能耗检测和模型

2015-2016

在 NSF 计算网络基金（CNS-1421452）和微软研究院节能计算奖金的资助下，我开始考察移动端计算设备的能耗模型和优化。基于安卓系统的移动设备性能往往受到其电池容量的限制。对该系统完成有效的电池管理需要高精度且低耗的能耗检测方法及准确的能耗模型。我通过重写安卓系统的内核，将能耗预测与进程通讯信息，以及硬件性能信息将结合，完成了一套自反馈，自我校验的闭环能耗检测系统和能耗模型。该模型用于谷歌 nexus 手机的 volt 计划，目前正在谷歌 alpha 实验室内的模块化手机，智能手表及眼镜项目中检验。

绿色节能数据库

2008-2012

2008 年全球数据库专家在加州 Claremont 参加峰会并完成了展望数据库未来发展的 Claremont Report。该报告中非常重要的一项内容就是数据计算，存储的能耗问题。数据服务现在已经占据了网络和计算中心工作流的 80%，因此降低数据服务的能耗对计算服务支出，电网流量控制，全球环境可持续发展有着重要

影响。在这个方向的研究中，我们首先提出了数据库软件设计存在提供更高效率，更低能耗的可能，并通过大规模数据实验的方法证明了我们的猜想。以此为基准，我们提出了数据服务的能耗模型，重写关系数据库的优化模块，重构了分布式键值对数据存储，完成了基于能耗的数据流量控制系统，乃至重新设计了计算中心的设备及摆放等一系列工作。在全球范围内，我们与惠普实验室，威斯康辛大学麦迪逊分校是完成绿色节能数据库的头三个研究单位。我们的工作已应用于开源数据库 PostgreSQL8.0 版本，并成为数据库标杆组织（Transaction Processing Performance Council）TPC 用于检测服务器设备能耗标准的工具之一（TPC-Energy Benchmark）。

2、工作条件

项目组主要负责人拥有多年构架大数据平台及应用系统的经验和项目经历，曾承担亚马逊云平台缓存系统设计。项目组成员教研经验丰富，承担多项国家自然科学基金重点项目、江西省重点自然科学基金项目等，取得了丰硕的研究结果，具备完成本项研究的基础和能力。项目组具备构建面向深度学习的大数据实验平台的基础条件。已初步在目标教学楼内部署了一个 28 个节点的数据中心，系统总体双精度理论计算峰值为近 34 万亿次。数据采集、存储采用浪潮大数据管理方案，能并行吞吐每秒千兆级的建筑资源使用数据，图像等。

3、承担科研项目情况

无

4、完成自然科学基金项目情况

无

三、申请人基本情况

徐子晨，博士，毕业于美国俄亥俄州立大学，曾任谷歌体系结构工程师，现任南昌大学信息工程学院副教授。主要从事计算机系统架构，节能计算，高性能计算及分布式数据存储等方面的教研工作。主要研究方向是提供高性能数据存储服务的绿色计算系统。以第一作者发表 SCI 期刊论文（ESI 检索）3 篇、录用 2 篇，数据库、分布式系统及自动计算方向顶级会议文章（EI 检索及 ISTP 检索）13 篇。被顶级 SCI 期刊 Very Large Data Base, Transactions on Computers, Transactions on Parallel and Distributed Systems 邀请为文章审稿人及助理编辑，并受邀成为 2017 年国际自动计算会议副主席。在学习和工作期间，完成多项基于谷歌（Google Cloud），亚马逊（Amazon Web Service）等云平台的分布式存储系统设计，独立完成基于亚马逊云计算平台的高可靠性分布式弹性缓

存系统设计及实现，该系统目前运行于亚马逊底层存储服务中。在此基础上，发表多篇关于节能计算及高性能云储存的相关论文，并申请 2 项相关美国专利。

期刊：

1. Zichen Xu, Yi-cheng Tu and Xiaorui Wang, “Online Energy Estimation of Relational Operations in Database Systems”, IEEE Transactions on Computers, 64(12): 1-14, December 2015.
2. Yi-cheng Tu, Xiaorui Wang, Bo Zeng, and Zichen Xu, “A System for Energy-Efficient Data Management”, ACM SIGMOD Record, 43(1): 21-26, March 2014.
3. Zichen Xu, Yi-cheng Tu and Xiaorui Wang, “PET: Reducing Database Energy Cost via Query Optimization”, in the Very Large Data Bases (VLDB) Endowment, Volume 5, 2011-2012.
4. Zichen Xu, Yi-cheng Tu, and Xiaorui Wang, “Data Sprinting: High-throughput Data Processing in a Controlled Sprinting Data Center”, IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems (已录用).
5. Zichen Xu, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, “Building Data Storage In Awareness of Carbon Footprints”, IEEE Transactions on Computers (Major Revision).

会议论文：

6. Zichen Xu, Nan Deng, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, “Blending On-Demand and Spot Instances to Lower Costs for In-Memory Storage”, in the 35th IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2016), San Francisco, California, April 2016.
(计算机系统网络顶级会议，录用率 $300/1644=18\%$ ，最佳存储方向论文)
7. Nan Deng, Zichen Xu, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, “Tell-Tale Tails: Decomposing Response Times for Live Internet Services”, the 6th International Green and Sustainable Computing Conference (IGSC 2015), Las Vegas, Nevada, December 2015.
8. Zichen Xu, Nan Deng, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, “CADRE: Carbon-Aware Data Replication for Geo-Diverse Services”, in the 12th IEEE International Conference on Autonomic Computing (ICAC 2015),

Grenoble, France, July 2015. (录用率 13/69=20%)

9. Zhang Xu, Haining Wang, Zichen Xu, and Xiaorui Wang, “Power Attack: An Increasing Threat to Data Centers”, in the 21st Network and Distributed System Security Symposium (NDSS 2014), San Diego, California, February 2014. (计算机系统安全顶级会, 录用率 55/295=18%)

10. Nan Deng, Zichen Xu, Christopher Stewart, and Xiaorui Wang, “From the Outside Looking In: Probing Web APIs to Build Detailed Workload Profiles”, 9th International Workshop on Feedback Computing (Feedback 2014), Philadelphia.

11. Zichen Xu, Yi-cheng Tu, and Xiaorui Wang, “Dynamic Energy Estimation of Query Plans in Database Systems”, in the 33rd International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS 2013), Philadelphia, PA, July 2013. (计算机系统顶级会议, 录用率 61/464=13%)

12. Zichen Xu, Xiaorui Wang, and Yi-cheng Tu, “Power-Aware Throughput Control for Database Management”, in the 10th International Conference on Autonomic Computing (ICAC 2013), San Jose, California, June 2013. (录用率 16/73=21%)

13. Zichen Xu, Yi-cheng Tu and Xiaorui Wang, “PET: Reducing Database Energy Cost via Query Optimization”, in the 38th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB 2012), September 2012. (数据库顶级会议, 录用率 134/659=20%)

14. Yi-cheng Tu, Xiaorui Wang, and Zichen Xu, “Power-Aware DBMS: Potential and Challenges”, the 23rd Scientific and Statistical Database Management Conference (SSDBM 2011), Portland, Oregon, July 2011.

15. Zichen Xu, “Building a power-aware database management system”, in the Fourth SIGMOD PhD Workshop on Innovative Database Research (IDAR 2010) in conjunction with SIGMOD’ 10, Indianapolis, Indiana, July 2010.

16. Zichen Xu, Yi-cheng Tu and Xiaorui Wang, “Power-Performance Tradeoffs in Database Systems”, in the 26th IEEE International Conference on Data Engineering (ICDE 2010), Long Beach, California, March 2010. (数据库顶级会议, 录用率 69/523=13%, 引索数 75 次)

周福辉 南昌大学, 信息工程学院, 讲师

教育经历（从大学本科开始，按时间倒序排序；请列出攻读研究生学位阶段导师姓名）：

1. 2012/9 - 2016/7, 西安电子科技大学, 军事通信学, 博士, 导师: 李赞
2. 2015/9 - 2016/4, 英属哥伦比亚大学, ECE, 联培博士, 导师: Julian Cheng
3. 2011/9 - 2012/7, 西安电子科技大学, 通信与信息系统, 硕博连读硕士阶段, 导师: 李赞
4. 2006/9 - 2010/7, 华东交通大学, 信息工程, 学士

科研与学术工作经历（按时间倒序排序；如为在站博士后研究人员或曾进入博士后流动站（或工作站）从事研究，请列出合作导师姓名）：

1. 2016/7 - 至今, 南昌大学, 信息工程学院, 讲师
2. 2016/11 - 至今, 南昌大学, 博士后, 合作导师: 王玉皞

主持或参加科研项目（课题）及人才计划项目情况

1. 国家科技重大专项, 2010ZX03006-002-04, 传感器网络电磁频谱监测关键技术研究, 2010.01-2012.12, 已结题, 参加。
2. 国防科工局重点项目, XXXXXX, 基于认知的宽带抗干扰技术, 2013.01-2015.12, 在研, 参加。
3. 国家自然科学基金, 61301179, 复杂环境下的宽频段自适应协作频谱监测技术研究, 2014.01-2017.12, 在研, 参加。
4. 国家自然科学基金, 61601347, 非正交多址接入下高可靠性协作多播技术研究, 2017.01-2019.12, 在研, 参加。

代表性研究成果

1. 期刊论文

[1] Fuhui Zhou, Norman C. Beaulieu, Zan Li, Jiangbo Si and Peihan Qi, "Energy-Efficient Optimal Power Allocation for Fading Cognitive Radio Channels: Ergodic Capacity, Outage Capacity and Minimum-Rate Capacity," IEEE Transactions on Wireless Communications. vol. 15, no. 4, pp. 2741-2755, April. 2016.

[2] Fuhui Zhou, Zan Li, Julian Cheng, Qunwei Li, and Jiangbo Si, "Robust AN-Aided Beamforming and Power Splitting Design for Secure MISO Cognitive

Radio With SWIPT,” IEEE Transactions on Wireless Communications. (2016, 已录用, 待发表)

[3] Zan Li, Fuhui Zhou, Xiaojun Chen, Yuquan Li, Feifei Gao, “An Adaptive State Assignment Mechanism Based on Joint Data Detection and Channel Estimation on Fading Meteor Channel”, IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2016. (已录用, 待发表)

[4] Fuhui Zhou, Zan Li, Jiangbo Si, Boyang liu, and Haiyan Huang, “Optimal Power Allocation for MISO Cognitive Radios with Antenna Selection Strategies,” IET Communications, vol. 9, no. 10, pp. 1337–1345, June. 2015. ,

[5] Fuhui Zhou, Norman C. Beaulieu, Zan Li, and Jiangbo Si, “Feasibility of Maximum Eigenvalue Cooperative Spectrum Sensing Based on Cholesky Factorization,” IET Communications, vol. 10, no. 2, pp. 199–206, Feb. 2016.

四、其他附件清单

- 1) 项目负责人专利申请回执
- 2) 项目负责人学术兼职证明
- 3) 项目负责人获奖证明
- 4) 项目负责人学位证明