



華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

多任务学习与云计算

学习汇报

汇报人：袁红刚

求实创造 为人师表



華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

目录

- 1 多任务学习
- 2 云计算
- 3 展望规划
- 4 总结



華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

Part 1

多任务学习

1. 基本概念：针对多任务学习的定义，不同时期的文献给出了不同的定义，但总体差别不大。

- 多任务学习是一种归纳转移方法，通过使用相关任务训练信号中包含的领域信息作为归纳偏差来提升模型的泛化能力。多个任务通过共享表示来实现并行学习，和任务之间的互助协作，提升学习效果。
- 多任务学习通过在相关任务之间共享表示，使得原始任务的训练模型有着更好的泛化性能。
- 多任务学习是机器学习中的一种学习范式，其目的是通过充分利用包含在**多个相互关联的任务中的有用信息**，来提高所有目标任务所训练模型的泛化能力。

备注：从上述定义中可以得出：多任务学习注重多个任务之间的协作，即通过利用来自**相同背景**的多个任务之间的联系，学习训练出鲁棒性更高，泛化能力更强，预测精度更准确的模型。同时随着机器学习的发展，多任务学习的目标重点逐渐地从同时优化多个目标，到**借助多个目标优化主要目标**转变。

2. MTL特点：

- MTL通过同时优化多个损失函数来避免损失函数的过拟合问题，提高模型性能。
- MTL引入辅助任务实现注意力聚焦，通过挖掘隐藏在辅助任务内的相关信息，优化目标任务。
- MTL可以和诸如半监督学习，强化学习，主动学习等机器学习范式相结合，提高模型泛化能力。
-

3. MTL模型策略：

- 硬参数共享：多个任务之间共享隐藏层，同时参与训练的任务数越多，模型表示包含的信息越多，单个任务所对应损失函数的过拟合概率就越低。该方法也是应用最广泛，效率最高的MTL策略之一。
- 软参数共享：每个任务都有自己的模型和自己的参数。通过正则化处理模型参数之间的距离，以激励各个模型参数之间达到相似。“十字绣网络”是应用软参数共享策略的典型模型之一。

4. MTL算法模型：

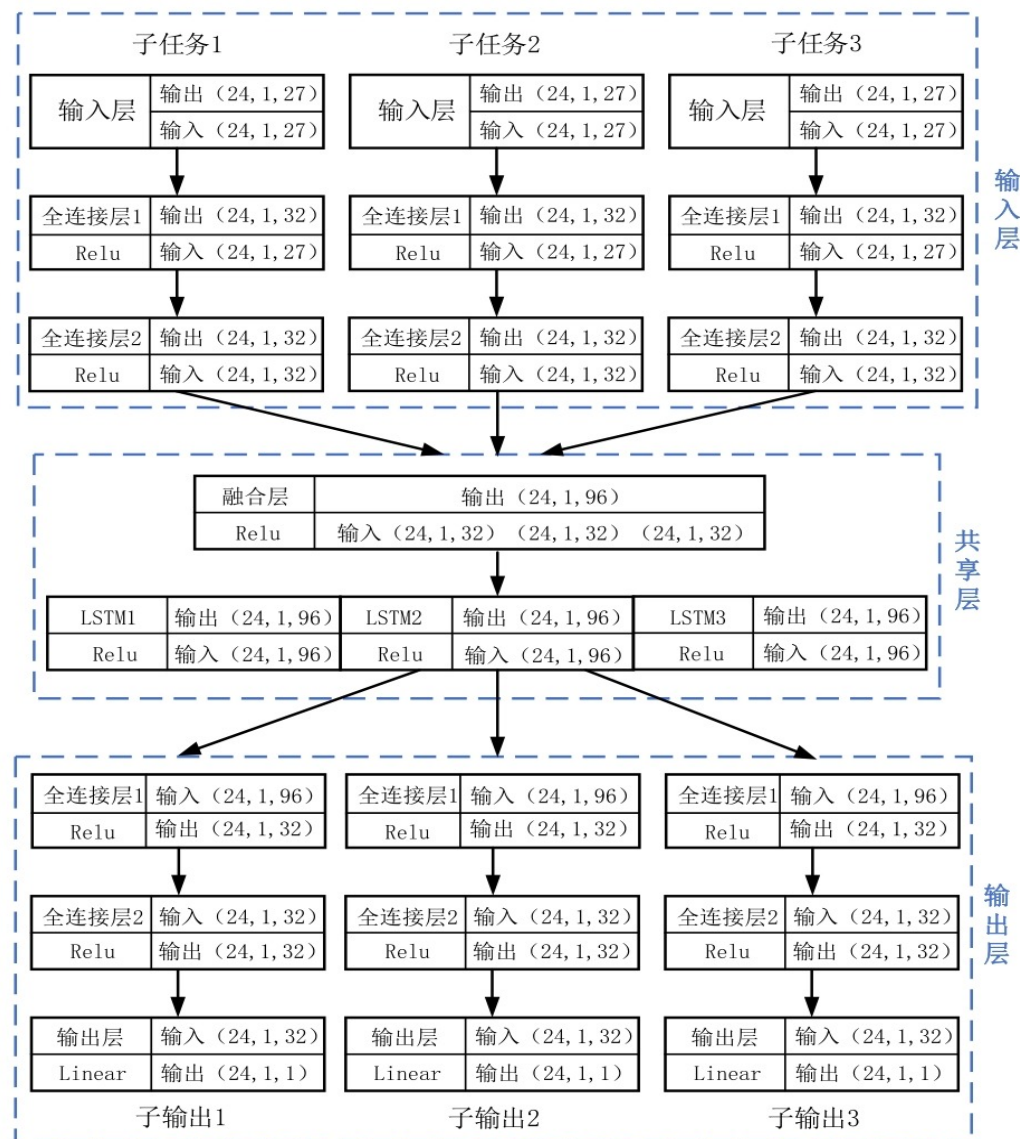
- **分解法**：假定系数矩阵可分解成为多个矩阵分量，通过对矩阵分量的不同设计提出不同的分解模型，消除任务中不重要的特征。可通过配置多层次的参数，建立更复杂的任务树结构。
- **低秩方法**：多个任务之间的相关性越高，权重矩阵 W 的秩越低，不同模型参数共享一个权重矩阵低秩空间，可以供模型显式地学习，也可以通过凸正则化或非凸正则化隐式地实现。
- **特征学习法**：分为特征变换法和特征选择法。前者学习原始数据的一个转换作为新的表示，后者选择原始特征数据的一个子集作为所有任务的新表示。
- **任务聚类方法**：任务聚类算法假设不同的任务形成若干个集群，其内部由一些相似的任务组成，可以将任务聚类算法视为将Cluster算法从数据水平到任务水平的扩展。
- **任务关系学习方法**：MTL中的任务任务的相关性可以通过任务相似（相关）性，任务协方差等形式进行量化。包括多任务高斯过程(MTGP)、任务关系学习模型(MTRL)、K近邻分类器等任务关系学习方法。

5. MTL的应用：

- ◆ **自动驾驶**：通过利用图片生成器自动地生成若干张道路图片，来供模型学习训练，以自动识别并决定下一步的行驶策略。因为相比较单目标任务模型只有一个输出信号对应行驶策略的预测，多任务目标模型不单单预测行驶策略，还对道路的路况做出甄别，其训练信息可以分享给行驶策略预测任务以供训练，因此多目标任务模型的预测精确度高于单目标任务模型。
- ◆ **肺炎预测**：这是一个典型的“**用未来预测现在**”和“**将部分输入作为输出**”的MTL策略。其通过对即将入院治疗的病人，根据其入院之前的临床表现，去预测其因病死亡概率和只有在入院之后才能进行的一系列生化检查指标值，并根据Rankprop方法同时对输入数据和死亡风险进行排序，从而预测一个病人是否确实有入院治疗的必要。

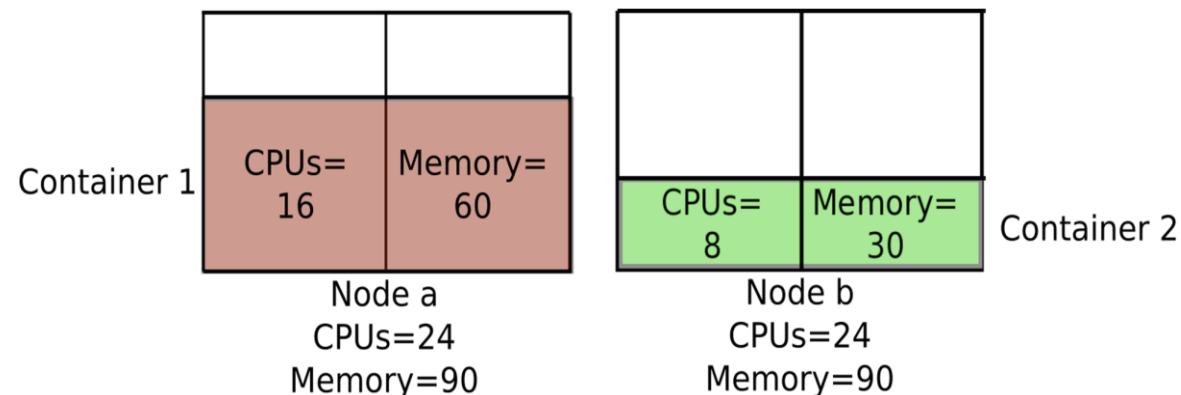
5. MTL的应用：

- ◆ **电力系统负载预测**：其采用“**硬参数共享机制**+**长短时记忆(LSTM)共享层**”方式构建多任务学习负荷预测模型，利用共享机制学习不同子任务提供的耦合信息完成模型训练，完成对未来某一时刻电力系统负载值的预测。证实了所构建模型能够利用子任务提供的耦合信息来提高预测精度。与传统模型进行对比分析，结果表明所构建模型在预测精度和时间上具有更好的应用效果。

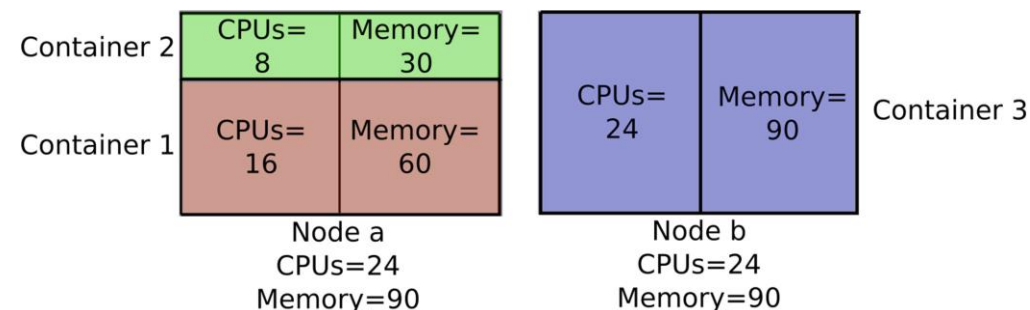


5. MTL的应用：

- ◆ **容器集群调度**：改进了原有Docker SwarmKit容器包中的Spread调度策略（基于单目标），综合参考节点**空闲CPU数量和内存大小**（基于多目标）和容器所需，结合PROMETHEE 和 Kung 多目标决策算法，解决容器的多目标配置问题。实验表明，后者具有更快的响应速度和更高的资源利用率。



Scheduling with Spread strategy



Scheduling with multi-objectives strategy



華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

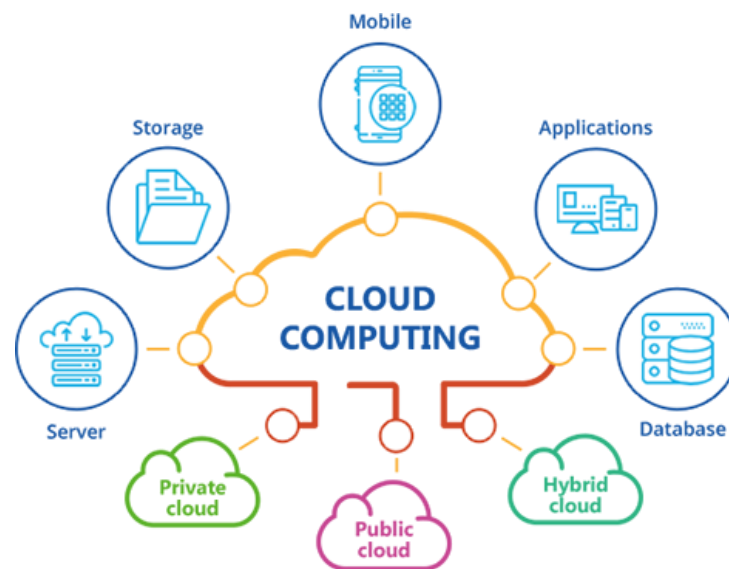
Part 2

云计算

云计算

云计算是一种互联网计算方式。通过虚拟化共享的软硬件资源向用户提供“按需服务”，其为用户提供一种泛在的，智能化的虚拟计算环境。便于共享和利用开放网络上的资源。

云计算的本质是处理异构和动态环境中的**多目标**的挑战性问题，以造福用户或平台。



云原生体系结构和技术是一种方法，用于设计、构造和操作在云中构建并利用云计算模型的工作负载。这些技术实现了可复原、可管理且可观察的松散耦合系统。它们与强大的自动化机制相结合，旨在支持快速更改、大规模操作和复原能力。



Cornelia Davis 曾写道：**容器**是云原生软件的极佳推动者

基于大量 AI 算法工程师使用云原生容器技术调试、运行深度学习 AI 任务，和在容器集群上构建的企业应用和 AI 系统等现实应用场景。为了帮助用户更便利、高效地在基于容器的环境中构建 AI 系统，提高生产 AI 应用的能力，2021 年阿里云容器服务 ACK 推出了**基于 Kubernetes 构建的云原生 AI 平台**。

充分利用云的资源弹性、异构算力、标准化服务以及容器、自动化、微服务等云原生技术手段，为 AI/ML 提供工程效率高、成本低、**智能化**、可扩展、可复制的端到端解决方案。



机器学习的应用，不仅仅体现在计算机视觉，自然语言处理，推荐系统等应用领域。在云计算多任务调度，基础设施服务等方面也积极地发挥着作用。

在阿里巴巴数据中心的运营中，其团队探索利用机器学习技术构建了 AIops 智能监控和协调工具，以提高数据中心运营的效率 and 有效性。还有许多其他的场景和例子，包括使**云原生数据库系统**通过利用机器学习的理论方法，探索共享存储和完全共享的架构，以按需的方式来进行自适应地、弹性地分配和释放资源。





華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

Part 3

展望规划

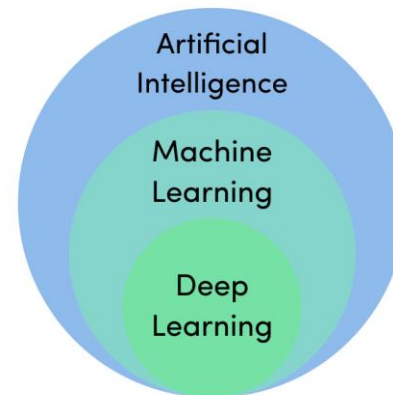
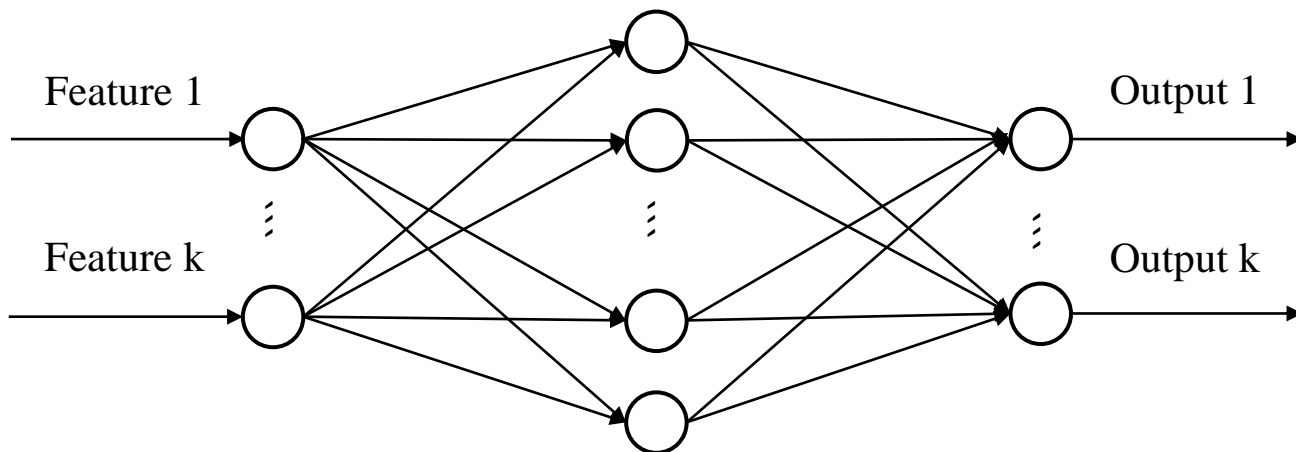
- ✓ 多任务学习现阶段已被广泛地应用在自然语言处理，计算机视觉，大数据处理等领域。并已经训练出比较成熟的 AI 模型实现落地，证明了多任务学习理论的可行性。
- ✓ 云原生技术体系的建立与发展，为微服务的部署与集成提供了资源层面的支持。领域驱动开发(DDD)理论为微服务的划分和实现提供了理论基础。多个微服务组合在一起形成应用程序对外提供互联网服务。

在应用程序向外提供服务时，需要其背后的多个微服务相互协作。当某一个微服务被频繁调用引发资源危机时，云原生体系应能够自动地完成服务层面的扩容以提供足够的资源保证微服务的正常运行。

而现阶段的调度体系尚不能满足这一需求。

My IDEA：根据微服务运行的历史信息，自动地完成服务扩缩容

- ✓ 考虑微服务部署所需容器数和单个容器运行时的CPU、内存和网络等使用情况。
- ✓ 考虑微服务历史运行过程中某些时刻的资源占用情形。
- ✓ 应用多任务学习对未来某一时刻的服务资源（多个）占用情况做出预测，以指导服务扩缩。
- ✓ 将多任务学习与其他机器学习范式相结合提高模型泛化能力和预测精度。



Part 4

总结

- 多任务学习理论的日渐成熟为 ML 在许多应用场景的落地和优化提供了新的思路和解决方案。
 - 通过将多任务学习机制应用到微服务调度应用场景，能够进一步丰富 MTL 的理论宝库。
 - 微服务的调度过程需要云资源调度，容器调度等调度任务支持，因此微服务调度的实现是一个组合过程。通过将微服务调度过程拆解成多个子任务，借助 MTL 同时实现多个目标的优化。
-
- 进一步学习多任务学习和云计算的相关理论和应用场景。
 - 学习 Python 和 ML 相关数学知识，提高动手能力。

路远，行者将至。多任务学习的理论还在发展，应用场景也在逐渐丰富，作为新时代的新生力量，希望能够在这一过程留下属于自己的印记。

Reference:

- [1] Rich, Caruana. Multitask Learning[J]. Machine Learning, 1997.
- [2] Abu-Mostafa, Yaser S. Learning from hints in neural networks.[J] Journal of complexity 6.2 (1990): 192-198.
- [3] Caruana R . Learning from imbalanced data: Rank metrics and extra tasks. 2000.
- [4] Caruana R . Algorithms and Applications for Multitask Learning[C]// Thirteenth International Conference on Machine Learning. 1996.
- [5] Caruana R . A Dozen Tricks with Multitask Learning[C]// Neural Networks: Tricks of the Trade, this book is an outgrowth of a 1996 NIPS workshop. Springer-Verlag, 1996.
- [6] Caruana R A . Multitask Learning: A Knowledge-Based Source of Inductive Bias[M]. 1995.
- [7] Ruder S . An Overview of Multi-Task Learning in Deep Neural Networks[J]. 2017.
- [8] Zhang Y , Yang Q . A Survey on Multi-Task Learning[J]. 2017.
- [9] 孙庆凯, 王小君, 张义志, 等. 基于LSTM和多任务学习的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5):8.
- [10] Menouer T , C Cérin, Leclercq T . New Multi-objectives Scheduling Strategies in Docker SwarmKit: 18th International Conference, ICA3PP 2018, Guangzhou, China, November 15-17, 2018, Proceedings, Part III[M]. 2018.



華東師範大學
EAST CHINA NORMAL
UNIVERSITY

Thank you

恳请老师批评指正

求实创造 为人师表