**Meta-Learning in Neural Networks: A Survey**

**摘要**—近年来，元学习或学习学习领域的兴趣急剧上升。 与使用固定学习算法从头解决给定任务的传统AI方法相反，元学习旨在根据多次学习事件的经验来改善学习算法本身。 这种范例为解决深度学习的许多传统挑战提供了机会，包括数据和计算瓶颈以及泛化的基本问题。 在这项调查中，我们描述了当代的元学习环境。 我们首先讨论元学习的定义，并将其相对于相关领域（例如转移学习，多任务学习和超参数优化）进行定位。 然后，我们提出了一种新的分类法，该分类法为当今的元学习方法提供了更为全面的细分。 我们调查了元学习的有希望的应用程序和成功案例，包括少拍学习，强化学习和架构搜索。 最后，我们讨论了未来研究的突出挑战和有希望的领域。

**1简介**

现代机器学习模型通常使用手工设计的固定学习算法从头开始针对特定任务进行训练。 基于深度学习的方法在各个领域都取得了巨大的成功[1] – [3]。 但是，有明显的局限性[4]。 例如，成功之处主要在于可以收集或模拟大量数据以及可以使用大量计算资源的领域。 这排除了数据本来就很少或昂贵[5]或计算资源不可用[6]，[7]的许多应用程序。

元学习提供了一种替代范式，其中机器学习模型获得了多个学习阶段的经验（通常涵盖了相关任务的分布），并利用这种经验来改善其未来的学习表现。 这种“从学习中学习” [8]可以带来各种好处，例如数据和计算效率，并且可以更好地与人和动物学习[9]保持一致，在学习和学习中，学习策略在生命周期和进化时间尺度上均得到改善 [9] – [11]。 机器学习在历史上基于手工设计的特征来构建模型，而特征选择通常是最终模型性能的决定因素[12] – [14]。 深度学习实现了联合特征和模型学习的希望[15]，[16]，为许多任务[1]，[3]的性能提供了巨大的提高。神经网络中的元学习可以看作是旨在提供集成联合特征，模型和算法学习的下一步。神经网络元学习历史悠久[8]，[17]，[18]。 然而，其作为推动当代深度学习行业前沿的推动者的潜力已导致近期研究的爆炸式增长。 尤其是，元学习有可能减轻当代深度学习的许多主要批评[4]，例如，通过提供更好的数据效率，利用先验知识转移并实现无监督和自我指导的学习。成功的应用已经在小样本图像识别[19]，[20]，无监督学习[21]，数据有效[2​​2]，[23]和自我指导[24]强化学习（RL），超参数优化[25] 和神经体系结构搜索（NAS）[26] – [28]的领域得到证明。

关于元学习的许多不同观点可以在文献中找到。 特别是由于不同的社区对术语的使用略有不同，因此可能很难定义。与我们的观点[29]相关的观点将元学习视为一种处理“免费午餐”定理[30]的工具，并通过搜索最适合给定问题或问题家族的算法（归纳偏差）来提高泛化能力。但是，从广义上讲，该定义可以包括迁移，多任务，特征选择和模型集成学习，而今天通常不将其视为元学习。 元学习的另一种观点[31]广泛地涵盖了基于数据集特征的算法选择和配置技术，并且很难与自动机器学习（AutoML）区别开来[32]。 在本文中，我们专注于当代神经网络元学习。 我们将其表示为按照[29]的算法或归纳偏差搜索，但重点是通过端到端学习明确定义的目标函数（例如交叉熵损失，准确性或速度）来实现此目标。

因此，本文对神经网络元学习的快速增长领域进行了独特，及时和最新的调查。 相反，以前的调查在这个快速发展的领域中已经过时，并且/或者侧重于数据挖掘的算法选择[29]，[31]，[33]-[37]，AutoML [32]或元学习特定应用，如小样本学习[38]或神经体系结构搜索[39]。

我们同时介绍了元学习方法和应用程序。特别地，我们首先提供一个高级的问题形式化，可以用来理解和定位最近的工作。 然后，我们在元表示，元目标和元优化器方面提供了一种新的方法分类法。 我们调查了一些流行的和新兴的应用程序领域，包括安全，增强学习和体系结构搜索； 和相关主题的位置元学习，例如迁移学习，多任务学习和AutoML。 最后，我们讨论了未解决的挑战和未来研究的领域。

**2背景**

元学习已经被定义为各种各样的不一致的方法，即使在当代的神经网络文献中也很难定义。 在本节中，我们介绍我们的定义和关键术语，其目的是对理解大量文献有用。 然后，我们将元学习相对于相关主题定位，例如转移和多任务学习，层次模型，超参数优化，终身/持续学习和AutoML。