arXiv:2302.01067v1 [cs.AI] 2 Feb 2023

应用中的组合泛化综述

Baihan Lin[1],**Djallel Bouneffouf**[2],**Irina Rish**[3]

[1] 哥伦比亚大学，美国纽约州纽约市 10027[2] IBM TJ Watson研究中心，美国纽约州约克镇高地 10598[3] Mila－魁北克人工智能研究所，加拿大魁北克省蒙特利尔 H2S 3H1 baihan.lin@columbia.edu, djallel.bouneffouf@ibm.com, irina.rish@mila.quebec

摘要

人工智能领域的组合泛化目前正经历复兴，新的问题设定和算法不断涌现，这些发展受到各种实际应用的推动，并建立在经典组合泛化问题的基础之上。本文旨在全面回顾组合泛化在多个现实应用领域中的最新进展。具体而言，我们介绍常见应用的分类体系，并总结各个领域的最先进水平。此外，我们还指出当前的重要趋势，并就这一蓬勃发展的领域的未来提出新的见解。

1 引言

根据不同的动作或概念进行泛化的能力，即系统组合性，对于人类学习和理解至关重要 [Lake 等人， 2019]。它使我们即使经验有限，也能理解和学习新事物。在日常生活中，我们经常遇到一些问题，需要根据不同动作或概念的组合进行泛化。这种能力对于我们如何在经验有限的情况下学习和理解新事物至关重要。然而，尽管机器的语言能力取得了显著进步，它们仍难以实现泛化，并且需要大量训练数据。神经网络等机器学习技术过去一直因缺乏系统组合性而受到批评。

在许多先前的研究中，例如 [乔姆斯基，1957年；福多，1975年；蒙塔古， 1970], 作者通过人工设计的任务，研究人类组合学习能力的程度和性质。这些任务要求参与者将由伪词组成的指令映射为由彩色圆圈组成的回应。这些任务旨在尽量减少对特定语言知识的依赖，并允许直接比较人类与循环神经网络。这些任务也为人类和机器带来了新的挑战，因为它们必须仅凭少量训练示例完成“少样本学习”。这些任务的结果将有助于深入了解人类组合学习能力的程度，以及当代神经网络在这些任务中表现不佳的原因。

为评估组合学习， [Lake 和 Baroni，2018] 引入了 SCAN 数据集，用于学习诸如“走两次”和“向右跳”之类的指令。这些指令由一组原始指令（例如“跑”和“走”）、修饰语（“两次”或“向右”）以及连词（“和”或“之后”）以组合方式构成。作者发现，现代循环神经网络能够学会如何“跑”以及“跑两次”，前提是这两种指令都出现在训练阶段；然而，当训练数据中包含“跳”但不包含“跳两次”时，它们无法将所学泛化到“跳两次”的含义。

过去几年，越来越多的研究致力于提升神经网络的组合泛化能力。尤其是，许多研究关注如何学习解耦表征——即在某种低维表示中，由一组不同因素共同生成观测值。近期提出了多种旨在学习解耦表征的方法 [Higgins 等，2017年；Kim 和 Mnih，2018年；Chen 等，2018年；Mathieu 等， 2019] 总结见 [Lo- catello 等， 2019]。 [Xu 等近期的一项研究 2022]比较了这些方法与另一种称为涌现语言学习的方法 [Havrylov 和 Titov， 2017]。

接下来，我们将概述组合泛化框架的各种应用，包括多个实际领域中现实问题场景下的应用（医疗保健、计算机网络路由、金融等），以及计算机科学，尤其是机器学习领域中的应用；在这些领域中，组合泛化方法有助于无监督学习、监督学习和强化学习中的重要算法。这些应用有助于应对机器学习技术目前在泛化方面面临的挑战，并减少所需的数据量。此外，该框架还可用于加深我们对人类组合学习能力的理解，以及了解当代神经网络在这些任务中失效的方式。

2 组合泛化

2.1 形式化定义

蒙塔古在其著作 [蒙塔古， 1970], 提出了一种清晰的方法，用于形式化地描述组合性原则

语言。其核心思想是，组合性要求语言表达式与这些表达式的意义之间存在关联。为此，蒙塔古提出了句法代数，它是一种由一组表达式（简单表达式和复杂表达式）以及定义在这些表达式上的若干运算（句法规则）构成的偏代数 [Szab´o， 2004]。这些运算始终作用于固定数量的表达式，并生成一个表达式；对于某些表达式，这些运算可能没有定义。

句法代数通过意义赋值函数来解释，该函数将表达式集合映射到这些表达式可取的意义集合。如果存在一个偏函数，能够将通过应用句法规则构成新表达式时所用表达式的意义，映射到所得表达式的意义，那么这个意义赋值函数就称为组合性的。换句话说，存在一个偏函数，能够将通过应用句法规则构成新表达式时所用表达式的意义，映射到所得表达式的意义。形式上，给定一个操作 F，一个作用于 E 上的 k 元句法操作，若存在一个作用于 M 上的 k 元偏函数 G，使得只要 $F(e_1、.....、e_k)$有定义，就有 $m(F(e_1、.....、e_k)) = G(m(e_1)、.....、m(e_k))$，那么意义赋值函数 m 就是 F-组合性的。需要注意的是，若要使 m 整体具有组合性，它必须对 E中的每个句法操作都具备 F-组合性。当 m 具有组合性时，存在一个作用于 M 上的语义代数$M =< M, (G_\gamma)_{\gamma\in\Gamma} >$，它是 E 与 M 之间的同态，如 [Westerst˚ahl, 1998]所示。

蒙塔古提出了全局组合性和集体组合性的概念，它们是局部组合性概念的扩展。全局组合性认为，如果两个表达式是通过对表达式列表应用相同的句法操作生成的，且列表中对应的成员要么是简单且同义的，要么是复杂且全局等价的，那么这两个表达式就被视为等价。该概念以递归方式定义：如果两个表达式是同义的简单表达式，则称它们为 1-全局等价表达式。如果对于某个自然数 k，存在一个 k元 F in$E$，并且存在表达式 e_1，.....，e_k，e'_1，.....，e'_k in E，使得 $e = F(e_1, ..., e_k)$和 $e' = F(e'_1, ..., e'_k)$，且对于每个$1 \leq i \leq k$，都存在一个 $1 \leq j < n$，使得 e_i 和 e'_i 是 j-全局等价表达式，那么这两个表达式就被视为 n-全局等价表达式。如果所有全局等价的表达式对都是同义的，那么意义赋值函数就被视为具有全局组合性。

集体组合性与全局组合性相似，但多了一项要求。在递归步骤中，我们不仅要求 e_i 和 e'_i 是 j集体等价的，还要求 e_1，..... e_k 之间的语义关系与 e'_1，..... e'_k之间的语义关系相同。这意味着，“西塞罗是西塞罗”可能与“西塞罗是图利”并非集体等价，尽管它们具有相同的结构，且其恰当组成部分全都集体等价。如果意义赋值函数使所有集体等价的表达式对都同义，那么该函数就被认为具有集体组合性。

正如 [Szab´o 指出的， 2004], 关于变体的更多细节以及这一主题的形式化结果，可参阅 [Janssen 和 Partee，1997年；Hodges，2001年；Pagin 和 Westerst˚ahl， 2010]。关于涵盖各种语境依赖类型的语言的推广，可参阅 [Pagin，2005年；Pagin 和 Pelletier，2007年；Westerst˚ahl， 2012]。

2.2 生产力

这一观点可追溯至弗雷格（1980年）。弗雷格认为，我们理解从未听过的句子的能力，依赖于我们从与词语相对应的部分构造句子意义的能力 [弗雷格， 1980], 据此提出了基于生产力、支持组合性的论证。这一论证属于最佳解释推理；无需假定意义是弗雷格式涵义，也可以对其加以扩展 [Szab´o， 2004]。

生产力论证指出，既然有语言能力的说话者能够理解自己此前从未遇到过的复杂表达式，那么他们必定拥有某种知识（也许是隐性的），使他们无需任何额外信息就能推断出该表达式的意义。这种知识必定基于表达式的结构及其各个简单组成部分的意义。为了支持这一主张，哲学家常诉诸无界性的概念：尽管我们是有限的存在，却有能力理解无限多个复杂表达式。此外，自然语言具有可习得性这一事实，也被用来论证组合性。这并非一项独立的论证，因为自然语言之所以值得关注，正是因为我们一旦学会了它，理解能力便具有生产力。然而，这一论证支持的是（C）——全局分布式、受语言限制的意义组合性，而无法确立（C_{ref}），（C_{local}）或（C_{cross}）。

生产力论证认为，我们理解此前从未遇到过的复杂表达式的能力，建立在我们对表达式的简单成分的结构和意义的认识之上。不过，这一论证可能会受到批评，因为它无法确立普遍主张。我们通常能够理解从未听过的复杂表达式，但这并不意味着我们能理解遇到的所有复杂表达式。即使一般而言，我们是基于对其结构和意义的认识来理解复杂表达式的，这条规则也可能存在例外。因此，必须注意，关于生产力的一般考量无法排除组合性的个别例外。然而，如果我们将论证范围限定为证明自然语言总体上遵循全局分配式语言界定意义组合性，那么生产力论证就很有说服力。

2.3 系统性

正如 [Szab´o，2004], 所明确阐述的，系统性是指一种系统且规律的方式：复杂表达的意义由其各组成部分的意义，以及这些部分在句法上的组合方式决定。这一属性称为组合性。例如，来看句子“The apple is on the tree.”。这个句子的意义由“apple”、“is”、“on”和“tree”这些词的意义，以及它们按照

句法规则组合在一起的方式决定。句子的意义并非孤立词语本身的属性，而是取决于这些词语的组合方式。系统性是人类语言的一项关键特征，也是人类语言区别于其他交流形式的特点之一。它使我们能够利用有限的词语和规则生成无限多个新句子，并理解我们从未听过的句子的意义。

支持组合性的另一个论据基于系统性，即我们所理解的句子之间存在明确且可预测的模式。例如，作为最佳解释推理，理解“汽车停在车库里”就意味着理解“车库是汽车停放的地方”，反之亦然。或者更形式化地说，理解一个复杂表达式 E and e'，它是通过句法操作 F 由成分 $e_1, ..., e_n$ and $e'_1, ..., e'_n$ 组合而成的，也可能意味着理解任何其他有意义的复杂表达式 e''，该表达式是通过 F 由 $e_1, ..., e_n, e'_1, ..., e'_n$ 中的表达式组合而成的。因此，任何知道 E and e' 是什么意思的人，必定能够在没有任何额外信息的情况下，推断出 e'' 是什么意思。如果确实如此，那么 E and e' 的意义必定共同决定 e'' 的意义。而要使这一点成立，唯一合理的方式就是：E 的意义决定 F 和 $e_1, ..., e_n$ 的意义；e' 的意义决定 F 和 $e'_1, ..., e'_n$ 的意义；而 F 及 $e_1, ..., e_n, e'_1, ..., e'_n$ 的意义则决定 e'' 的意义。

3 组合泛化在现实生活中的应用

作为一种通用的数学框架，组合泛化设定旨在应对序贯决策中存在不确定性所带来的挑战。这类不确定性与探索和利用之间的两难关系复杂交织，因此为大多数现实生活中的在线决策问题提供了自然的形式化方法。

3.1 数学

在数学中，组合泛化指模型理解并应用数学运算，将其用于训练过程中未曾遇到的数学元素新组合的能力。例如，如果模型经过了加法训练，它就应该能够将这一运算应用于从未见过的新数字组合，而不只是应用于训练时用过的特定数字。这种能力对于开发能够解决数学问题，并在广泛语境下进行数学推理的模型至关重要。在 [Lan等人的研究中， 2022], 作者着重分析了数学文字题（MWPs，图 1）语境下的组合泛化概念。作者指出，尽管已有大量研究探讨语言和问题求解中的组合泛化，但与数学文字题相关的讨论仍然有限。为弥补这一空缺，作者提出了一种研究数学文字题组合泛化的新方法。该方法通过现有数学文字题数据集创建组合划分，并合成新数据，以分离组合的影响。此外，作者提出了一种迭代式数据增强技术，将多种组合变化融入训练数据，并可与现有数学文字题方法结合使用。作者评估了多种不同的方法，发现它们在所评估的数据集上均出现了显著的性能下降。不过，他们也发现，其数据增强方法显著提升了通用数学文字题方法的组合泛化能力。

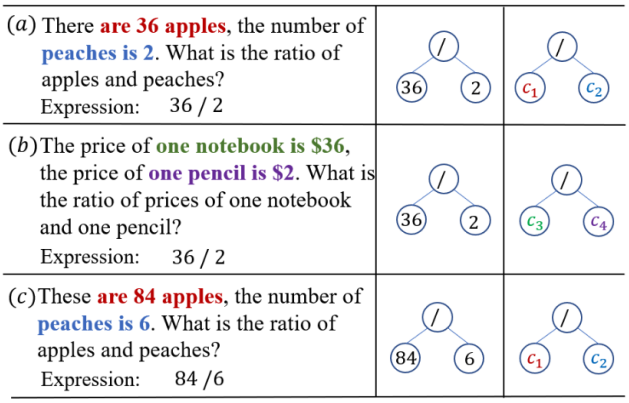


图 1：数学文字题（MWP）示例，以及表达式和语境的组合泛化 [Lan 等，2022]。

3.2 控制系统

在控制系统中，组合泛化是指模型根据实体之间的关系和交互，理解并控制环境中的不同实体（如机器人或机器）的能力。这种能力对于开发能够适应新环境（如新的制造设施或新型机器），并在这些环境中仅需少量额外训练便能执行任务的模型十分重要。在 [Zhou 等人的研究中， 2022], 作者提出了一种新的框架，用于在控制、机器人学和规划任务中学习目标条件策略。该框架旨在处理具有复杂组合结构的任务，这些任务涉及的实体数量可能各不相同（例如图 2）。作者引入了 Deep Sets 和自注意力等架构，以利用任务的组合结构。基于这些架构生成的策略具有灵活性，且无需动作原语即可进行训练。研究人员在一系列模拟机器人操作任务上评估了该框架，发现生成的策略能以更少的数据取得更高的成功率，并且能够泛化到实体数量和组合方式均不同于训练数据的情况。

强化学习

在强化学习中，组合泛化是指智能体在环境中学习并泛化到新的任务组合的能力，例如实体数量的变化或目标的组合。这种

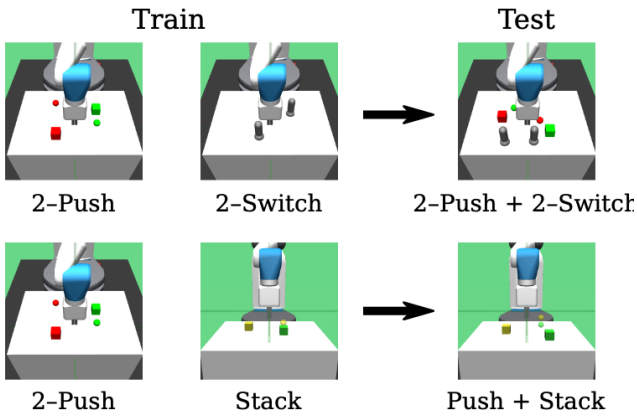


图2：机器人控制中的组合泛化示例（例如技能拼接）[Zhou 等，2022]。

能力对于开发能够执行复杂任务并以最少的额外训练适应新情况的模型至关重要。在 [Mambelli 等人的研究中， 2022], 作者着重开发能够在多物体场景（例如图 3）中有效学习操作任务的模型，并确保模型在物体数量变化时仍能表现良好。他们研究了如何将特定立方体从一组立方体中移出并送至目标位置这一任务，发现当前依赖注意力机制和图神经网络的方法无法很好地泛化到不同数量的物体。为了解决这一问题，作者提出了一种融入关系归纳偏置的新模块，使模型能够表现良好，并泛化到物体数量不同的新场景。该方法的性能优于以往方法，且计算量随物体数量线性增长，因此在外推和泛化方面效率更高。在 [Zhao 等人的另一项研究中， 2022], 作者通过代数方法对面向对象的强化学习问题进行形式化，并研究世界模型如何实现这一目标。他们引入了一个名为 Object Library 的测试环境，用于衡量不同方法的泛化能力。他们分析了几种现有方法，发现这些方法的组合泛化能力有限，甚至完全不具备这种能力。为此，他们提出了一种名为同态面向对象世界模型（HOWM）的新方法，实现了较为柔性的组合泛化，同时提升了效率。

多臂老虎机

在多臂老虎机任务中，组合泛化指模型学习并泛化到不同奖励结构的能力，以及在新语境中对选项作出正确泛化的能力。这种能力对于开发能够在不确定环境中作出决策并随时间推移最大化奖励的模型至关重要，例如在线广告或临床试验。在 [Saanum 等人的研究中， 2021] 作者考察了结构学习和组合性在人类强化学习中的作用。他们采用多臂老虎机范式，研究参与者学习不同奖励结构的表征并将其组合起来的能力

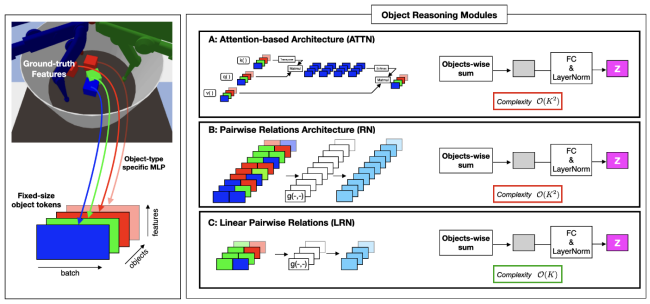


图3：强化学习中物体关系推理的示例 [Mambelli等， 2022]。

从而在新的语境中对选项作出正确泛化。结果表明，参与者能够将对较简单奖励结构的知识迁移过来，对更复杂语境中的奖励作出组合泛化（例如图4），从而更有效地作出决策。研究人员还开发了一个能够复现这些发现的计算模型，并发现，与其他决策和迁移学习模型相比，该模型能更好地解释参与者的行为。总的来说，这项研究提供了证据，表明表征并生成选项之间的结构化关系的能力，对于人类的奖励学习和决策至关重要。

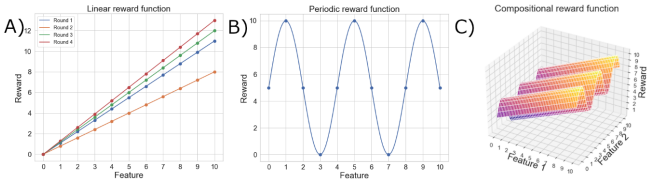
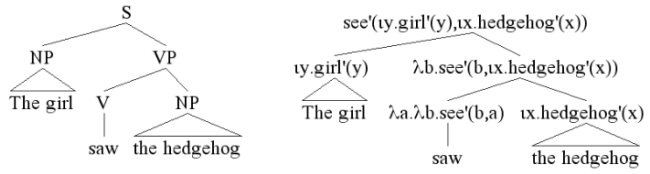


图4：多臂老虎机中组合式奖励与非组合式奖励的示例 [Saanum 等，2021]。

3.3 语义解析

在语义解析中，组合泛化指模型能够理解并根据输入序列的新组合或更复杂的测试结构生成结构化预测。这种能力对于开发能够理解自然语言命令和问题，并为广泛的应用生成结构化表示的模型至关重要。在 [Qiu 等人的研究中， 2022], 作者探究了增大预训练语言模型的规模能否提升其在语义解析中分布外组合泛化任务上的表现（图5）。他们评估了不同的模型扩展方法，包括微调、提示调优和上下文学习，并比较了相应的扩展曲线。他们发现，微调的扩展曲线通常平缓或呈负向，而上下文学习的扩展曲线呈正向，但其表现仍不及规模较小的微调模型。他们还发现，提示调优的表现可以优于微调，并指出它在提升组合泛化方面具有更大潜力。此外，研究人员还发现了多种随模型规模变化的错误趋势，例如，规模较大的模型在对输出空间的句法建模方面表现更好，但也更容易出现某些类型的过拟合。而更大的

模型在对输出空间的句法建模方面表现更好，但也更容易出现某些类型的过拟合。总体而言，这项研究揭示了当前利用模型规模提升组合泛化的技术所存在的局限，并指出了未来研究的潜在方向。



(a)

TRAINING

[[The girl]] = $\iota x.girl'(x)$, [[The cat]] = $\boldsymbol{\iota x.cat'(x)}$, [[The boy]] = $\iota x.boy'(x)$

[[The cat loves the girl]] = $love'(\boldsymbol{\iota x.cat(x)}, \iota x.girl'(x))$

[[The hedgehog sees the cat]] = $see'(\iota x.hedgehog'(x), \boldsymbol{\iota x.cat'(x)})$

GENERALIZATION

[[The boy loves the hedgehog]] = $love'(\iota x.boy'(x), \boldsymbol{\iota x.hedgehog(x)})$

(b)

图5：语义组合泛化示例（例如，句子的意义由其各个部分的意义组合而成） [Kim 和 Linzen， 2020]。

3.4 图像描述

在图像描述中，组合泛化指模型理解并生成对训练期间未见过的新图像和图像场景进行自然语言描述的能力（例如图6）。这项能力对于开发能够在广泛语境下理解和描述图像的模型十分重要，应用场景包括视觉搜索、图像检索和自主系统。在 [Niko- laus 等人， 2019], 研究重点是图像描述中的组合泛化，即衡量模型在描述图像时组合新的、未见过的概念组合的能力。研究发现，目前最先进的模型在这方面表现不佳。为解决这一问题，研究提出了一种结合标题生成和图像-句子排序的多任务模型。该模型采用一种解码机制，根据标题与图像的相似度对标题重新排序。与目前最先进的模型相比，这种方法显著提升了模型对未见过的概念组合的泛化能力。

3.5 问答

在问答领域，组合泛化指模型理解并生成答案的能力，即能够应对训练期间未见过的问题及问题结构的新组合。这种能力对于开发能够理解自然语言问题并针对各种应用生成准确答案的模型至关重要，例如客户服务、知识库和问答系统。在 [Gai 等人中， 2021], 作者探讨了如何提升问答模型的能力

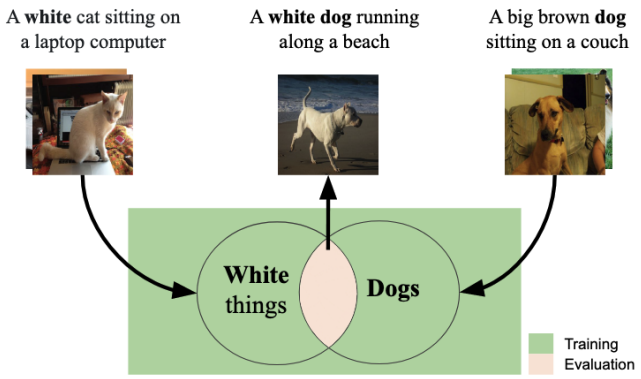


图6：图像描述中对形容词、名词和动词的未见组合进行组合泛化的示例 [Nikolaus等， 2019]。

使其能够泛化到训练模式的新型、更复杂的组合。当前的端到端模型在遇到新颖的组合时，往往会丢失重要的输入句法上下文。为了解决这一问题，研究人员提出了一种名为 Grounded Graph Decoding 的新方法，该方法利用注意力机制对结构化预测进行锚定，使模型能够保留输入中的句法信息。这种方法能够在不对目标领域作出假设的情况下学习群不变表示，并且在 Compositional Freebase Questions 任务上的表现显著优于现有的最先进模型。

3.6 自动翻译

在自动翻译中，组合泛化指模型理解并翻译训练期间未曾遇到的新短语、句子和段落组合的能力。这种能力对于开发能够在多种语境中理解和翻译自然语言的模型至关重要，例如用于机器翻译、多语言搜索和对话系统的模型。 [Li 等， 2021] 研究了现代神经机器翻译（神经机器翻译）模型对句子成分的新颖、未见组合进行泛化的能力（图7）。他们创建了一个名为 CoGnition 的基准数据集，其中包含大量干净且一致的句对，以此开展研究。通过分析神经机器翻译模型在该数据集上的表现，作者发现，尽管这些模型在标准指标上表现良好，但在组合泛化方面仍存在困难。

3.7 推荐系统

在推荐系统中，组合泛化是指模型能够根据训练期间未曾遇到过的用户、物品和交互的新组合，理解并预测用户偏好的能力。这种能力对于开发能够在电子商务、在线广告和社交网络等各种语境下提供个性化推荐的模型至关重要。在 [Hang 等人， 2022], 提出了一种名为轻量级组合嵌入（LCE）的新方法，以改进

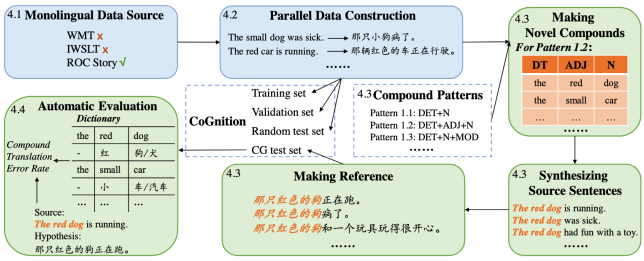


图7：将组合泛化纳入神经机器翻译模型训练的示例 [Li 等，2021]。

流式场景下基于图的推荐系统的性能。传统推荐系统依赖静态场景，即所有关于用户和物品的信息都预先可用；但在数据不断变化的现实应用中，这种做法并不可行。LCE 通过仅为一部分节点学习显式嵌入，并根据节点在图中的交互，利用组合函数隐式表示其余节点，从而解决这一问题。这使得模型预测能够得到更高效、更有效的更新。该方法在三个大规模数据集上进行了评估，结果表明其优于其他基于图的模型，并以更少的参数实现了近乎最优的性能。这些组合泛化技术也可用于其他特定领域推荐系统（例如医疗保健推荐 [Lin 等人， 2022]），在这些系统中，显式嵌入和个性化推荐对于提供可解释的洞见、实现高效训练和实时部署至关重要。

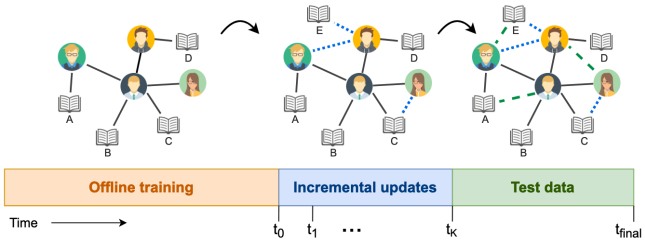


图8：考虑不同用户组合泛化能力的推荐系统图学习示例 [Hang 等，2022]。

3.8 现实生活应用中的组合泛化：总结与未来方向

表 1 总结了各种特定领域应用中采用的组合泛化问题表述。组合泛化模型的选择通常取决于具体领域。例如，我们可以看到，系统性应用于所有领域，而生产力主要用于动态定价和推荐系统，在这些场景中，泛化方法主要取决于推荐项目特征之间的相似度。基于规则的方法主要用于医疗保健等更敏感的领域，因为这类领域对泛化错误的容忍度较低。目前，我们可以看到，神经网络方法

表1：现实生活应用中的组合泛化

	系统性	生产力	基于规则	神经网络
医疗保健	√		√	
金融	√			
动态定价		√		
推荐系统	√	√	√	√
最大化	√			
对话系统			√	
电信	√			
异常检测	√			

用于组合泛化的神经网络方法主要应用于推荐系统，并且可以扩展到更多领域。

该领域的若干趋势可能会塑造人工智能组合泛化的未来，包括：（1）神经网络架构的进步：图神经网络和 Transformer 模型等能够更好地处理组合数据的新型神经网络架构将不断推动该领域的发展。（2）与其他人工智能技术的整合：将组合泛化与强化学习、迁移学习等其他人工智能技术相结合，将催生构建智能系统的新方法，使其能够从经验中学习并适应新情况。关于组合泛化的这些见解反过来也有助于创建模块化且可解释的人工智能增强型知识管理系统 [Lin， 2022]。

组合泛化技术的发展也可应用于金融和医疗保健等新领域，或自然语言处理和计算机视觉的新子领域，从而进一步催生人工智能的新应用。例如，在医疗保健领域，可利用组合泛化分析患者数据，并根据以往患者的经验和结果，预测潜在的诊断和治疗方案。它还可用于分析大量临床试验数据，并将研究结果泛化至新的患者群体或治疗方法。

另一个例子是信息检索。 [Losada 等人在 2017] 中指出，信息检索的迭代选择过程可以自然地建模为一个上下文组合泛化问题。组合泛化模型可以导出高效的文档裁决方法。在这一组合泛化分配框架下，他们提出了七种新的文档裁决方法，其中五种是平稳方法，另外两种是非平稳方法。这项比较研究涵盖了为基于汇集的评估设计的现有方法，以及为元搜索设计的现有方法。在移动信息检索领域，[Bouneffouf 等人在 2013] 中介绍了一种算法，用于解决基于上下文的信息检索（CBIR）领域中的这一难题。该算法基于动态探索与利用，并通过判断哪位用户的情境最适合进行探索或利用，自适应地平衡这两个方面。在精心设计的在线框架中，他们对移动用户开展了评估。

组合泛化通常最适用于

平稳设置，而非在非平稳设置中采用专门定制的动态解决方案。尽管需要考虑这一点，仍有一些技术可以在关键应用领域缓解这一问题。例如，在医疗保健应用中，治疗决策过程通常不会发生重大变化，也就是说，患者的状态不会发生转变；如果确实发生了此类转变，采用强化学习来建模会比非平稳组合泛化更合适。

显然，在其他一些领域中，非平稳组合泛化是更合适的研究设定，但医疗保健领域似乎尚未对这一设定进行深入研究。例如，异常检测就是一个可以应用非平稳语境组合泛化的领域，因为在这一设定中，异常可能是对抗性的，这意味着应用于该设定的任何组合泛化都应包含某种漂移条件，以便适应新类型的攻击。另一个观察是，现有研究都未尝试开发能够同时解决这些不同任务的算法，也未尝试将一个领域中获得的知识应用于另一个领域，从而为组合泛化设定中的多任务 和迁移学习研究开辟了新的方向。此外，鉴于组合泛化问题具有在线特性，持续学习或终身学习 将是顺理成章的下一步：将先前任务中学到的模型调整到新任务，同时仍记住如何完成早先的任务，从而避免“灾难性遗忘”问题。例如，一种可能的方法可以采用伪复习等技术，通过生成随机输入、将其输入原始模型并记录模型输出，来构造一个伪数据集。

4 结论

本文回顾了近期关于组合泛化在现实领域和自动化机器学习中的应用的一些代表性研究。我们以有条理的方式（见表1），按所采用的设置类型总结了各种现有应用，并讨论了在各个领域使用组合泛化技术的优势。我们简要概述了若干重要的开放问题和富有前景的未来拓展方向。

参考文献

[Bouneffouf等， 2013] Djallel Bouneffouf、Amel Bouzeghoub 和 Alda Lopes Ganc，arski。用于基于上下文的信息检索的上下文多臂老虎机。发表于神经信息处理国际会议，第 35–42 页。Springer，2013年。[Chen等， 2018] Ricky TQ Chen、Xuechen Li、Roger B Grosse 和 David K Duvenaud。分离变分自编码器中解耦的来源。神经信息处理系统进展，31，2018年。[Chomsky， 1957] Noam Chomsky。语言中的逻辑结构。美国信息科学学会期刊，8(4):284，1957年。

[Fodor， 1975] Jerry A Fodor。思维的语言，第 5 卷。哈佛大学出版社，1975年。[Frege， 1980] 戈特洛布·弗雷格。算术基础：关于数概念的逻辑数学探究。西北大学出版社，1980年。[Gai等， 2021] Yu Gai、Paras Jain、Wendi Zhang、Joseph E Gonzalez、Dawn Song 和 Ion Stoica。基于 Grounded Graph Decoding 的图解码提升了问答中的组合泛化。*arXiv* 预印本 *arXiv:2111.03642*，2021年。[Hang等， 2022] Mengyue Hang、Tobias Schnabel、Longqi Yang 和 Jennifer Neville。用于增量流式推荐的轻量级组合嵌入。*arXiv* 预印本 *arXiv:2202.02427*，2022年。

[Havrylov 和 Titov， 2017] Serhii Havrylov 和 Ivan Titov。多智能体博弈中语言的涌现：学习用符号序列进行交流。神经信息处理系统进展，30，2017年。

[Higgins 等， 2017] Irina Higgins、Loic Matthey、Arka Pal、Christopher Burgess、Xavier Glorot、Matthew Botvinick、Shakir Mohamed 和 Alexander Lerchner。β变分自编码器：通过受约束的变分框架学习基本视觉概念。载于国际学习表征会议，2017年。

[Hodges， 2001] Wilfrid Hodges。组合性的形式特征。《逻辑、语言与信息杂志》，10(1):7–28，2001年。

[Janssen 和 Partee， 1997] Theo MV Janssen 和 Barbara H Partee。组合性。载于逻辑与语言手册，第 417–473 页。爱思唯尔，1997年。

[Kim 和 Linzen， 2020] Najoung Kim 和 Tal Linzen。COGS：一项基于语义解释的组合泛化挑战。*arXiv*预印本 *arXiv:2010.05465*，2020年。

[Kim 和 Mnih， 2018] Hyunjik Kim 和 Andriy Mnih。通过因子分解实现解缠。载于国际机器学习会议，第 2649–2658 页。PMLR，2018年。

[Lake 和 Baroni， 2018] Brenden Lake 和 Marco Baroni。没有系统性的泛化：论序列到序列循环网络的组合技能。载于国际机器学习会议，第 2873–2882 页。PMLR，2018年。

[Lake等人， 2019] Brenden M Lake、Tal Linzen 和 Marco Baroni。人类对组合指令的少样本学习。*arXiv*预印本 *arXiv:1901.04587*，2019年。

[Lan等人， 2022] Yunshi Lan、Lei Wang、Jing Jiang 和 Ee-Peng Lim。提升数学文字题求解中的组合泛化。*arXiv* 预印本 *arXiv:2209.01352*，2022年。[Li等人， 2021] Yafu Li、Yongjing Yin、Yulong Chen 和 Yue Zhang。论神经机器翻译的组合泛化。*arXiv* 预印本 *arXiv:2105.14802*，2021年。[Lin等人， 2022] Baihan Lin、Guillermo Cecchi 和 Djallel Bouneffouf。Supervisorbot：利用深度强化学习对心理治疗进行实时推荐并辅以自然语言处理标注——

方案。arXiv 预印本 arXiv:2208.13077，2022年。[Lin， 2022] Baihan Lin。带有自然语言处理辅助标注的知识管理系统：简要综述与展望。载于 CIKM Workshops，2022年。[Locatello 等人， 2019] Francesco Locatello、Stefan Bauer、Mario Lucic、Gunnar Raetsch、Sylvain Gelly、Bernhard Sch¨olkopf 和 Olivier Bachem。挑战无监督学习解耦表征中的常见假设。载于国际机器学习会议，页码 4114–4124。PMLR，2019年。[Losada 等人， 2017] David E Losada、Javier Parapar 和 Alvaro Barreiro。用于信息检索系统基于汇集的评估中裁定文档的多臂老虎机。《信息处理与管理》，53(5):1005–1025，2017年。[Mambelli 等人， 2022] Davide Mambelli、Frederik Tr¨auble、Stefan Bauer、Bernhard Sch¨olkopf 和 Francesco Lo[catello。利用线性关系网络进行组合式多目标强化学习。arXiv 预印本 arXiv:2201.13388，2022年。[Mathieu 等人， 2019] Emile Mathieu、Tom Rainforth、Nana Siddharth 和 Yee Whye Teh。解缠结变分自编码器中的解缠结问题。载于国际机器学习会议，页码 4402–4412。PMLR，2019年。[Montague， 1970] Richard Montague。语用学与内涵逻辑。Synthese，22(1):68–94，1970年。[Nikolaus 等人， 2019] Mitja Nikolaus、Mostafa Abdou、Matthew Lamm、Rahul Aralikatte 和 Desmond Elliott。图像描述中的组合泛化。arXiv 预印本 arXiv:1909.04402，2019年。[Pagin 和 Pelletier， 2007] Peter Pagin 和 Jeffrey Pelletier。内容、语境与组合。《语境敏感性与语义极简主义：语义学与语用学新论》，页码 25–62，2007年。[Pagin 和 Westerst˚ahl， 2010] Peter Pagin 和 Dag West˚erstahl。组合性 I：定义与变体。Philosophy Compass，5(3):250–264，2010年。[Pagin， 2005] Peter Pagin。组合性与语境。《哲学中的语境主义》，页码 303–48，2005年。[Qiu 等人， 2022] Linlu Qiu、Peter Shaw、Panupong Pasu[pat、Tianze Shi、Jonathan Herzig、Emily Pitler、Fei Sha 和 Kristina Toutanova。评估模型规模对语义解析组合泛化的影响。arXiv 预印本 arXiv:2205.12253，2022年。[Saanum 等人， 2021] Tankred Saanum、Eric Schulz 和 Maarten Speekenbrink。多臂老虎机中的组合泛化。载于认知科学学会年会论文集，第 43 卷，2021年。[Szab´o， 2004] Zolt´an Gendler Szab´o。组合性。2004年。[Westerst˚ahl， 1998] Dag Westerst˚ahl。论组合性空洞性的数学证明。《语言学与哲学》，页码 635–643，1998年。

[Westerst˚ahl, 2012] Dag Westerst˚ahl。《卡普兰风格语义学中的组合性》。《牛津组合性手册》，第 192–219 页，2012年。[Xu 等， 2022] Zhenlin Xu、Marc Niethamme 和 Colin Raffel。《无监督组合表征学习中的组合泛化：关于解耦与涌现语言的研究》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2210.00482*，2022年。[Zhao 等， 2022] Linfeng Zhao、Lingzhi Kong、Robin Walters 和 Lawson LS Wong。《面向面向对象世界建模中的组合泛化》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2204.13661*，2022年。[Zhou 等， 2022] Allan Zhou、Vikash Kumar、Chelsea Finn 和 Aravind Rajeswaran。《用于控制中组合泛化的策略架构》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2203.05960*，2022年。