第1章-简介

迭戈Perez-Liebana

通用电子游戏AI(GVGAI)框架及其相关竞赛为AI研究界提供了一种研究游戏领域通用AI的工具。几十年来,游戏一直被用作执行AI研究的基准:它们是对现实世界的快速而廉价的模拟,而且(这一点不容忽视)它们很有趣。此后不久,在游戏领域的工作导致研究者之间建立了AI性能的比较,这随后促使研究者和实践者围绕它们建立竞争。

基于游戏的AI竞赛是一种非常流行和有趣的基准测试方法,成为该领域最核心的组成部分之一。围绕竞赛的研究提供了一个共同的基准,研究人员可以以一种受控的、公平的和可靠的方式尝试他们的方法,打开了在完全相同的环境中比较多种方法的可能性。使用游戏进行比赛可以让研究人员以大多数人都能理解和解释的方式展示结果,这对人类来说也是一个典型的挑战,有助于提高不同群体和社区对AI研究的认识。作为创建游戏代理或生成内容的工具,参与者提交控制器或生成器,这些控制器或生成器在相同的条件下进行评估,以宣布获胜者。

毫无疑问,只有在一种游戏中(如国际象棋的换位表和迭代深化,或围棋的蒙特卡罗树搜索)才能取得研究进展,但在其中一场比赛中表现良好的智能体在其他任何比赛中的表现可能都不会高于偶然水平(即使提供相同的界面)。最初认为在国际象棋中击败人类的AI将获得一般智能的想法需要再次评估:单局比赛的缺点是过度使用所使用的游戏的解决方案。然后,比赛作为一般AI方法基准的价值是有限的:参与者将倾向于调整他们的游戏方法以提高他们的结果。因此,竞赛的结果可以显示参赛者设计领域特定解决方案的能力,而不是驱动竞赛进入的AI算法的质量。例如,模拟赛车比赛的参与者在这场比赛发生的②ve多年里,在圈层时间上已经变得更好,但game-speci②c工程的存在可以说使这些方法变得不那么通用。迁移算法

本书详细介绍了GVGAI作为一个框架(和竞赛)的主要功能,旨在促进专注于多种游戏的研究。这是在一系列不同的章节中完成的,这些章节涵盖了GVGAI的不同角度。

- 第1章(你正在阅读的那一章)介绍了GVGAI,从它的前身到它的起源,并提供了这个框架在教育中的使用和竞争的愿景,以及它可能对游戏行业产生的潜在影响。
- -第2章描述了用于实现游戏和关卡的电子游戏描述语言(VGDL),以及GVGAI框架是如何工作的以及与之相关的竞赛是如何组织的。
- -第3章是技术性更强的章节之一,主要关注GVGAI中解决的规划问题。在这种情况下,智能体被要求在正向模型(FM)的帮助下玩任何游戏,这是一个模拟器,允许智能体在思考时间内测试移动。本章主要介绍的两种方法是蒙特卡罗树搜索(MCTS)和滚动地平线进化算法(RHEA),以及对它们的一些增强。
- GVGAI的规划问题是目前比较受关注的问题。因此,第4章介绍了近年来在 竞争中取得较好成绩的最先进的控制器。它还讨论了这一挑战的主要危 害和开放问题,然后提出了这一领域未来工作的途径。
- -第5章讨论了GVGAI在学习环境中的使用。在这种情况下,游戏代理必须在训练阶段通过反复玩相同的游戏来学习如何玩给定的游戏,这一次没有正向模型的帮助。本章描述了该框架的特殊性,以及它与Open AI Gym的集成,促进了强化学习算法在这一挑战中的使用。
- gvgai在程序内容生成(PCG)中也有应用。框架和竞争允许规则和关卡生成器的实现。第6章描述了框架的这两个方面,解释了如何创建这些生成器以及该领域目前的方法是什么。
- -第7章重点介绍GVGAI中的自动游戏调整。本章探讨了如何将VGDL游戏参数 化,形成一个游戏空间:同一游戏可能的变体集合,其中可能包括隐藏的 宝石或一个完美

- 从设计的角度来看玩法平衡。一种进化算法(n元组Bandit进化算法;NTBEA)被提出,并用于调整几个游戏的变量,以获得服务于预先确定目的的变体。
- -第8章介绍了GVGAI的一个新概念,即使用与GVGAI中的游戏和代理兼容的高级语言描述的游戏和AI代理的使用。本章描述了以e⊠cient方式支持前向模型的游戏所需要的东西,以及呈现一个通用的界面来促进系统之间的兼容性,并以具体的例子加以说明。
- 最后,本书第9章以"下一步是什么?",概述了当前挑战下的杰出研究,以及框架和竞争的可能性,以不断提出新的和有趣的问题。

这本书带来的动机,框架,竞争和相关的研究工作,形成GVGAI世界的整体视角。它还提供了关于这些年来该框架如何用于教育以及它如何对游戏行业有用的见解。最后但并非最不重要的是,每个技术章节都提出了,在最后,为那些想要深入研究这个框架及其提出的挑战的人提供了一系列的练习。所有这些练习也可以在本书的网站上找到:https://gaigresearch.github.io/gvgaibook/。

1 历史视角:从国际象棋到GVGAI

利用游戏作为AI研究的基准与游戏本身一样古老。Alan Turing提出将国际象棋作为AI的基准,并研究了如何通过手动执行Minimax来玩这个游戏[38]。世界计算机国际象棋锦标赛始于20世纪70年代,至今仍在系统地比较该游戏中的AI算法[22]。自从IBM的"深蓝"(Deep Blue)击败当时最好的人类棋手加里·卡斯帕罗夫(Garry Kasparov)以来,这场国际象棋AI军备竞赛中,计算机与计算机之间的较量一直在继续。如今,在Deepmind的AlphaGo[35]在2017年击败了世界围棋冠军李世石,或者在2019年击败了第一批星际争霸II专业选手[3]之后,我们又一次在围棋游戏中经历了同样的历史。

自21st世纪开始以来,电子游戏的许多竞赛和基准相继诞生。构成这些竞赛基础的游戏,其性质千差万别,令人难以置信。有些比赛侧重于⊠第一人称射击游戏,比如虚幻竞技场2004[11]和VizDoom [13];平台游戏如《超级马里奥兄弟》[37]、《几何朋友》[27];赛车类游戏,如TORCS [16];

经典街机游戏,如《吃豆小姐》[28],即时战略游戏,如《星际争霸》[24]和《星际争霸II》[40];以及导航问题如实体TSP游戏和竞技[25]。而现存的比赛,绝大多数都是专注于单一的比赛。

在Arti \ 社会通用智能(AGI)的研究中,一个占主导地位的想法是,一个智能体的智能可以通过其在大量环境中的表现来衡量。Schaul等人[32]通过论证这些环境可以是从游戏空间中采样的游戏来形式化这个想法。游戏空间可以通过游戏描述语言(GDL)和一个以可玩方式解析和执行它的引擎来定义。

许多作者已经开发了gdl,以在不同的抽象级别上实现功能。例如用于组合棋盘游戏的鲁迪语言[2]和卡牌游戏描述语言[5]。在[19]中可以找到几个gdl的概述以及游戏规则和机制的表示。

然而,通过GDL对这个问题进行补救的第一次尝试是由斯坦福大学逻辑组在 2005年[9]完成的,当时他们运行了第一届通用游戏竞赛(GGP)。在这场比赛中,参赛者提交的代理可以玩许多以前未见过的游戏,通常是回合制离散游戏或现有棋盘游戏的变体。游戏是在GDL中描述的[17],可以是单人或双人确定性游戏(图 1显示了一些现有游戏的例子)。GDL基于一阶逻辑(语法上,它是Prolog的一个版本),相当低级。例如,像井字棋这样的游戏的描述就有好几页。GGP代理大约有1秒的思考时间来做出行动,游戏的描述会提供给玩家,这样他们就可以对其进行分析。



图1:来自通用游戏玩法竞赛的示例游戏。

另一个流行的环境是街机学习环境(ALE),它是基于雅达利2600游戏机的模拟器[1]。这类电子游戏包括外观简单的游戏(但也有一些高质量的游戏,如《吃豆人》或《太空入侵者》)。其中两款游戏可以在图2中看到。



图2:来自街机学习环境的游戏示例:《陷阱》(左)和《太空入侵者》(右)。

为玩ALE游戏而开发的代理意味着能够在这个框架内实时玩任何游戏,每隔几毫秒提供一次动作。近年来,使用这个框架的研究越来越流行,特别是使用深度学习来训练代理,这些代理接收原始屏幕截图作为输入,加上一个记分计数器[18]。

在大多数情况下,算法一次学习玩一个ALE游戏,当环境发生变化时,必须再次训练,并忘记在第一个游戏中学到的东西。多任务和迁移学习是目前这类问题研究的主要重点之一[42]。由于雅达利模拟器的性质,ALE中的所有游戏都是确定性的。这限制了训练来玩这些游戏的方法的适应性,也使得它们在面对环境的变化时过于脆弱。此外,游戏是通过rom加载的,而不是GDL中需要的,所以它们不能轻易修改。

多任务学习的另一个卓有成效的研究领域是多智能体。这个领域不仅有同时在许多游戏中学习的挑战,还需要处理对手建模。MARLO框架和竞争中的多智能体强化学习(Multi-Agent Reinforcement Learning in MalmO¨)是一个新的挑战,它在游戏《我的世界》(Minecraft)中提出了这类研究[26]。MARLO竞赛于2018年11月/12月首次举行,它通过OpenAI Gym界面通过屏幕捕获提出了多任务、多智能体学习。图3显示了在这个挑战中使用的三个游戏。







图3:MARLO 2018竞赛游戏。从左至右分别是Mob Chase(两名玩家合作在大头针中抓一名暴徒)、Build Battle(两名玩家竞争建立一个与模型匹配的结构)和Treasure Hunt(两名玩家在迷宫中合作收集宝藏,同时避开敌方僵尸)。

《MARLO》提出了一个与《ALE》类似的任务,但通过使用3D环境和更通用的方法来加强游戏。这些游戏中的每一个都可以被参数化,所以积木、物体和角色外观可以因实例而异(也称为任务)。游戏设置和任务描述在XML ②les和 ②nal排名的这个挑战是在任务中计算先验未知的参与者。

Ebner等人[4]和Levine等人[15]描述了对一个框架的需求和兴趣,该框架将适应研究人员应对通用电子游戏(GVGP)挑战的竞争。作者提出了电子游戏描述语言(Video Game Description Language, VGDL)的设计,该语言后来由Schaul[30]、[31]在Python框架py-vgdl中开发。VGDL的设计使得为人类和算法创建游戏变得容易,最终允许自动生成测试平台游戏。VGDL描述了实时街机游戏,具有随机效果,隐藏信息,并由虚拟角色玩。VGDL是一种语言,它允许以一种非常紧凑的方式创建潜在的无数个游戏,用比GGP的GDL和MARLO的XML格式更少的行来描述它们。

VGDL是通用电子游戏AI (GVGAI)框架和竞赛的基础,本书的主题。GVGAI 是在Java中开发的py-vgdl的新迭代,为代理提供了一个API来玩VGDL中不需要的游戏。研究人员应该在不知道他们将玩哪些游戏的情况下开发他们的代理。竞赛服务器是可用的,这样参与者可以提交他们的机器人,并在一组不可见的游戏中进行评估。为了让游戏更吸引人类玩家,他们特别注意在框架内提供一组漂亮的图像和精灵。GVGAI仍然坚持的目标之一是能够

来比较机器人和人类的表现,甚至创造人类和人工智能可以在GVGP中合作和竞争的环境。图4显示了VGDL/GVGAI游戏之一吃豆人通过该框架的不同版本的演变。

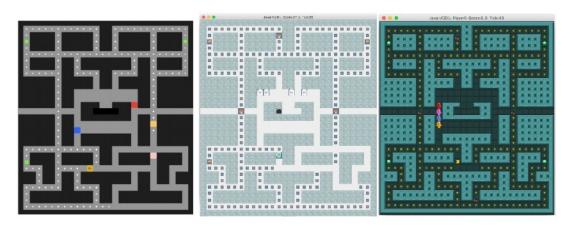


图4:《吃豆人》在py-vgdl和GVGAI框架下的演化。从左到右分别是py-vgdl(带有彩色方块)、初始化(带有简单精灵)和当前GVGAI框架(带有图形设计师¹制作的精灵,支持透明度¹动画和背景自动平铺)中的吃豆人。

最初,GVGAI主要专注于提出单人游戏代理的竞争,其中控制器可以访问游戏模型(尽管不是VGDL描述),促进基于模型的强化学习算法的研究。不久之后,VGDL扩展到双人游戏,在GVGP计划中增加了对手玩家建模的挑战。GVGAI比赛的学习轨迹完成了一般游戏代理的可用设置。在这最后一个场景中,没有提供前向模型,挑战无模型强化学习方法,这些方法将从静态游戏观察、屏幕捕获或两者同时学习。

该框架还通过对程序内容生成(PCG)提出挑战,扩展了VGDL的多功能性。 最近还创建了两个额外的轨道,专门用于在框架内生成任何游戏的游戏规则 和关卡。GVGAI的另一个潜在用途是制作游戏原型

¹Oryx Design Lab, https://www.oryxdesignlab.com/

越来越多的研究使用该框架进行游戏设计和混合主动性设计工具的执行。

GVGAI已被用于多个研究领域,这是本书的重点。尽管如此,GVGAI在教育领域产生了重要影响,被用于本科和硕士教学模块的作业、本科和硕士年度项目以及博士课题。我们也坚信GVGAI也会对游戏产业产生巨大的影响。在深入到框架和竞争的研究用途之前,我们将突出这些影响案例来总结本章。

2 GVGAI教育

GVGAI框架已被全球许多机构的教师用于在其教学模块中设置引人入胜的作业。围绕 GVGAI框架和竞赛的项目已经提出了本科和硕士论文和博士课题。本节描述了其中的一些用法,尽管它不打算成为一个详尽的列表。

GVGAI框架在教学模块中至少以两种不同的方式使用。该框架最常见的用法是围绕单人和双人游戏的游戏玩法挑战。学生首先学习GVGAI的主要概念,然后探索如何在作业中实现AI算法。这些智能体有时是单独开发的,其他人则以小组形式开发,参与私人联赛或整体竞赛。作业的分数可以包括每个学生或小组在上述联赛中的表现如何。以下是据作者所知,在其教学模块中使用GVGAI框架的机构的非排他列表:

- Otto Von Guericke Universit at, Magdeburg, 德国。
- -英国科尔切斯特埃塞克斯大学。
- -德国明斯特明斯特大学。
- -马德里卡洛斯三世大学,西班牙马德里。
- -阿拉加大学,西班牙阿拉加。
- -美国纽约纽约大学(New York University)
- -中国深圳南方科技大学。
- -南京大学,中国南京。

其中一些机构(通过GVGAI网站和server²))开办了私人联盟。在私人联赛中,模块 主管全权掌控如何

² www.gvgai.net

联盟是建立起来的,包括学生何时以及如何提交参赛作品,如何评估这些作品,提供给竞争的游戏集,以及在2人模式中,联盟中可用的对手。

GVGAI的游戏设计和开发能力也被运用到教学模块中。在这种情况下,VGDL被解释为一种用于创建游戏的高级语言。作业的目标是设计和开发有趣的游戏,无论是手动还是由AI方法指导。例如创建新的解谜游戏或探索VGDL游戏的参数空间(参见第7章)。本模块中创建的一些游戏已经加入了GVGAI框架中的VGDL游戏语料库。以这种方式使用框架的高等教育机构的例子有:

- -哥本哈根大学(University of Copenhagen), 丹麦哥本哈根。
- -英国科尔切斯特埃塞克斯大学。
- -英国伦敦玛丽女王大学。

GVGAI对学生的一些有趣的研究挑战已经以硕士论文项目的形式得到了解决。 其中大部分都集中在规划任务(单人和双人游戏)上,考虑到这是⊠rst轨道开始可用, 这并不奇怪。GVGAI框架包括所有轨道的示例代理,为这些项目提供了理想的起点。 这些可以用作比较的基线和/或作为算法改进的起点。我们的经验表明,这种使用倾 向于为学生提供良好的教育体验。

一个说明性的例子是Maarten de ward关于带有选项的蒙特卡罗树搜索(Monte Carlo Tree Search, MCTS)的研究,它展示了在大多数研究的游戏中,在MCTS中使用选项是如何优于普通方法的。这项工作从一个大师项目开始,后来以会议论文[41]的形式发表。GVGAI游戏在硕士论文GVGAI规划设置中的其他用途包括MCTS的其他增强[33]、实时增强[36]、基于MCTS知识的³改进[39]和面向目标的方法[29]。

从屏幕捕捉中进行情景学习是Kunanusont的硕士论文[14]的重点,关卡生成轨迹是两个硕士项目的主题:Neufeld[20],他应用了答案集编程,也作为论文[21]在相关会议上发表;以及Nichols[23],他在图rst关卡生成比赛中使用了遗传算法。最后,同样重要的是Gaina(本书的合著者之一)的master project[6]扩展了框架本身并将其纳入

³ See Chapter 3 for the Knowledge-Based MCTS method this work is based on.

并运行第一个2人GVGAI比赛[7]。这篇原创作品也以论文的形式在会议[8]上发表。

GVGAI竞赛(以及之前的其他竞赛)已经运行了几年,并在我们自己的教学模块中使用了框架,这向我们展示了框架的可访问性,文档和竞赛的竞争元素可以激励学生学习并为解决问题提出新的想法。本书的目的是,除了带来最新和最相关的GVGAI研究外,为AI模块主管提供资源,为学生提供可能的项目示例。因此,本书的每个技术章节都以建议的练习列表作为结尾,供学生尝试。其中一些可以被视为实际任务,而另一些则可以为di②不同层次的研究项目激发新的想法。

3 GVGAI和游戏产业

最初,明智的想法是,没有一家公司会在他们的游戏开发中包括一个可以以平均性能水平玩任何游戏的通用代理,当他们可以包括特设机器人\(\Omega\)t完美的环境,他们应该沉浸在其中。一般代理不一定解决这些机器人应该具有的某些特性。

也就是说,游戏中的AI代理需要以一种特定的方式行事:它们需要完成特定的任务,并在提供良好玩家体验所需的级别上完成任务。它们还需要具有可预见性:在合理的范围内,智能体应该按照设计的方式行事。例如,在游戏中,di\不同类型的敌人与玩家以di\不同的方式进行互动,应该根据特定的设计规范\区在游戏的整个生命周期中保持一致。玩家将无法理解一个特定的角色是如何表现的,例如在游戏的大部分时间里不计后果地表现出谨慎和有计划的行为,而没有任何可解释的原因。最后,AI代理必须以有效的方式履行职责。为此,他们通常使用脚本行为、设计师给出的目标以及为正在开发的游戏构建的数据结构或对象表示。一个通用的

旨在不使用这些资源的代理可能不会像使用这些资源的代理那样有效,无论是计算成本还是手头任务的实际e⊠cacy。

需要强调的是,当我们提到玩游戏的代理时,我们可能并不一定是针对玩那些游戏以获胜的代理。例如,可以训练代理在双人GVGAI环境中帮助玩家,以便通过对手建模来识别非玩家角色(NPC)的行为。但是,如果智能体被训练成在任何游戏中做其他事情呢?例如,一个普通的智能体可以旨在探索环境,或与它互动,甚至区发现解决谜题或关卡的新的和意想不到的方法。或者你可以有一个代理系统,其中每个代理都可以扮演一个不同的角色[10]。一个可以做到这一点的通用代理系统可以用于执行任何游戏的自动玩法测试和Q/A。

我们相信,在阅读这些台词时,你正在思考一个可以应用此功能的特定游戏。 很有可能,你正在思考的游戏是di☑不同于其他读者在脑海中的一个。这些想法仍然 适用,之所以如此,是因为这里提到的概念都是一般性的。我们是否能够创造出适 用于许多游戏的这种系统?然后你能把它改编成适用于你的游戏吗?

一个代理可以拥有的众多di erent con gurations之一是尽可能接近人类的游戏。创造可信的非玩家角色是游戏研究和开发[12]中面临的挑战之一。这是不只一款游戏,而是多款游戏的长期问题。研究可以专注于什么概念使机器人总体上可信。我们相信其中的一些

概念横贯di ②erent游戏,当然是同类型。研究智能体如何在一组游戏中可信,将推进技术水平,并为如何为特定游戏制作可信的机器人提供有价值的见解。

如上所述,这些通用智能体可以用于自动游戏测试。离建立程序化内容生成(PCG)系统只有一步之遥。如果代理可以通过玩游戏来评估游戏,那么它们就可以被纳入一个自动生成新内容的系统中。这种方法被称为相对算法性能Pro les (RAPP),是一种在文献[34]中非常常见的基于模拟的方法。AI代理的通用性允许内容生成的通用性。一个能够为任何游戏生成内容的系统(包括这个关卡、迷宫、道具、武器系统等)将足够丰富,可以适应任何特定的游戏,并提供一个良好的起点。

GVGAI的目标是从不同角度研究许多游戏。我们假设,通过远离speci⊠c游戏的工作,我们实际上是在以一种对更多研究人员和开发人员更有价值的方式提高技术水平。

参考文献

- 1. M. G. Bellemare, Y. Naddaf, J. Veness, and M. Bowling, ⊠The arcade learning environment: an evaluation platform for general agents, ⊠ Journal of Arti⊠cial Intelligence Research, vol. 47, no. 1, pp. 253–279, 2013.
- 2. C. Browne and F. Maire, ⊠Evolutionary Game Design, ☑ IEEE Transactions on Computational Intelli-gence and AI in Games, vol. 2, no. 1, pp. 1–16, 2010.
- 4. M. Ebner, J. Levine, S. M. Lucas, T. Schaul, T. Thompson, and J. Togelius, ⊠Towards a Video Game Description Language, ☑ Dagstuhl Follow-Ups, vol. 6, 2013.
- 5. J. M. Font, T. Mahlmann, D. Manrique, and J. Togelius, ⊠A card game description language, ⊠ in Ap-plications of Evolutionary Computing, EvoApplications 2013., ser. LNCS, vol. 7835. Vienna: Springer Verlag, 3-5 Apr. 2013, pp. 254–263.
- 6. R. D. Gaina, ⊠The 2 Player General Video Game Playing Competition,⊠ Master's thesis, University of Essex, 2016.
- 7. R. D. Gaina, A. Cou¨etoux, D. J. Soemers, M. H. Winands, T. Vodopivec, F. Kirchgessner, J. Liu, S. M. Lucas, and D. Perez-Liebana, ⊠The 2016 Two-Player GVGAI Competition, ⊠ IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 2017.
- 8. R. D. Gaina, D. Perez-Liebana, and S. M. Lucas, ⊠General Video Game for 2 Players: Framework and Competition, in IEEE Computer Science and Electronic Engineering Conference, 2016.
- 9. M. Genesereth, N. Love, and B. Pell, ⊠General game playing: Overview of the AAAI competition, ⊠ AI Magazine, vol. 26, no. 2, p. 62, 2005.
- 10. C. Guerrero-Romero, S. M. Lucas, and D. Perez-Liebana, ⊠Using a Team of General AI Algorithms to Assist Game Design and Testing,⊠ in Conference on Computational Intelligence and Games (CIG), 2018.
- 11. P. Hingston, ⊠A New Design for a Turing Test for Bots, ⊠ in Proceedings of the IEEE Conference on Computational Intelligence in Games. IEEE, 2010, pp. 345–350.

- 12. —, Believable Bots: Can Computers Play Like People? Springer, 2012.
- 13. M. Kempka, M. Wydmuch, G. Runc, J. Toczek, and W. Ja´skowski, ⊠Vizdoom: A doom-based AI Research Platform for Visual Reinforcement Learning, ⊠ in Conference on Computational Intelligence and Games. IEEE, 2016, pp. 1–8.
- 14. K. Kunanusont, ⊠General Video Game Arti⊠cial Intelligence: Learning from Screen Capture, ⊠ Master's thesis, University of Essex, 2016.
- 15. J. Levine, C. B. Congdon, M. Ebner, G. Kendall, S. M. Lucas, R. Miikkulainen, T. Schaul, and T. Thompson, ⊠ General Video Game Playing, ⊠ Dagstuhl Follow-Ups, vol. 6, 2013.
- 16. D. Loiacono, P. L. Lanzi, J. Togelius, E. Onieva, D. A. Pelta, M. V. Butz, T. D. L¨ onneker, L. Cardamone, D. Perez, Y. S´ aez et al., ⊠The 2009 Simulated Car Racing Championship, ⊠ IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, vol. 2, no. 2, pp. 131–147, 2010.
- 17. N. Love, T. Hinrichs, D. Haley, E. Schkufza, and M. Genesereth, ⊠General Game Playing: Game Description Language Speci⊠cation, ⋈ 2008.
- 18. V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, A. A. Rusu, J. Veness, M. G. Bellemare, A. Graves, M. Ried-miller, A. K. Fidjeland, G. Ostrovski et al., ⊠Human-level control through deep reinforcement learning, ☑ Nature, vol. 518, no. 7540, p. 529, 2015.
- 19. M. J. Nelson, J. Togelius, C. Browne, and M. Cook, ⊠Rules and Mechanics, ⊠ in Procedural Content Generation in Games: A Textbook and an Overview of Current Research, N. Shaker, J. Togelius, and M. J. Nelson, Eds. Springer, 2014, pp. 97–117.
- 20. X. Neufeld, ⊠Procedural level generation with answer set programming for general video game playing, ⊠ Master's thesis, University of Magdeburg, 2016.
- 21. X. Neufeld, S. Mostaghim, and D. Perez-Liebana, ☑ Procedural level generation with answer set pro-gramming for general video game playing, ☑ in Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEEC), 2015 7th. IEEE, 2015, pp. 207–212.
- 22. M. Newborn, Computer chess. John Wiley and Sons Ltd., 2003.
- 23. J. Nichols, ⊠The Use of Genetic Algorithms in Automatic Level Generation, ⊠ Master's thesis, University of Essex, 2016.
- 24. S. Ontanon, G. Synnaeve, A. Uriarte, F. Richoux, D. Churchill, and M. Preuss, ⊠A Survey of Real-Time Strategy Game AI Research and Competition in StarCraft, ⊠ IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, vol. 5, no. 4, pp. 293–311, 2013.
- 25. D. Perez, P. Rohlfshagen, and S. M. Lucas, ⊠The Physical Travelling Salesman Problem: WCCI 2012 Competition,⊠ in Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2012, pp. 1–8.
- 26. D. Perez-Liebana, K. Hofmann, S. P. Mohanty, N. Kuno, A. Kramer, S. Devlin, R. D. Gaina, and D. Ionita, ⊠The Multi-Agent Reinforcement Learning in MalmO (MARLO) Competition, ☑ in Challenges in Machine Learning (CiML; NIPS Workshop), 2018, pp. 1–4.
- 27. R. Prada, F. Melo, and J. Quiterio, ⊠Geometry Friends Competition, ⊠ 2014.
- 28. P. Rohlfshagen and S. M. Lucas, ⊠Ms Pac-Man Versus Ghost Team CEC 2011 Competition, ☑ in Pro-ceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2011, pp. 70–77.
- 29. B. Ross, ⊠General Video Game Playing with Goal Orientation, ⊠ Master's thesis, University of Strath-clyde, 2014.
- 30. T. Schaul, ⊠A Video Game Description Language for Model-based or Interactive Learning, ⊠ in IEEE Conference on Computational Intelligence in Games (CIG), 2013, pp. 1–8.
- 31. ——, ⊠An Extensible Description Language for Video Games, ⊠ IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, vol. 6, no. 4, pp. 325–331, 2014.
- 32. T. Schaul, J. Togelius, and J. Schmidhuber, ⊠Measuring Intelligence through Games, ⊠ CoRR, vol. abs/1109. 1314, pp. 1–19, 2011.
- 33. T. Schuster, ⊠MCTS Based Agent for General Video Games, ☐ Master's thesis, Maastricht University, 2015.
- 34. N. Shaker, J. Togelius, and M. J. Nelson, Procedural content generation in games. Springer, 2016.

- 35. D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. Van Den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot et al., ⊠Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, Nature, vol. 529, no. 7587, pp. 484–489, 2016.
- 36. D. Soemers, ⊠Enhancements for Real-Time Monte-Carlo Tree Search in General Video Game Playing, ⊠ Master's thesis, Maastricht Univ., 2016.
- 37. J. Togelius, N. Shaker, S. Karakovskiy, and G. N. Yannakakis, ⊠The Mario AI Championship 2009-2012, ⊠ AI Magazine, vol. 34, no. 3, pp. 89–92, 2013.
- 38. A. M. Turing, ⊠Chess,⊠ in Faster than thought, B. V. Bowden, Ed. Pitman, 1953, pp. 286–295.
- 39. J. van Eeden, ⊠Analysing and Improving the Knowledge-based Fast Evolutionary MCTS Algorithm, ⊠ Master's thesis, 2015.
- 40. O. Vinyals, T. Ewalds, S. Bartunov, P. Georgiev, A. S. Vezhnevets, M. Yeo, A. Makhzani, H. K¨uttler, J. Agapiou, J. Schrittwieser et al., ⊠Starcraft II: A New Challenge for Reinforcement Learning, ⊠ arXiv preprint arXiv:1708.04782, 2017.
- 41. M. d. Waard, D. M. Roijers, and S. C. Bakkes, ⊠Monte Carlo Tree Search with Options for General Video Game Playing, ⊠ in 2016 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG). IEEE, 2016, pp. 47–54.
- 42. K. Weiss, T. M. Khoshgoftaar, and D. Wang, ⊠A survey of transfer learning, ⊠ Journal of Big Data, vol. 3, no. 1, p. 9, 2016.