

围棋的知识结构分析 Analysis of the Knowledge Structure of Go

李喆^{*)}

Li Zhe

武汉大学, 武汉, 430072

Wuhan University

Abstract: The potential implications of AlphaGo defeating a human player have not been fully discussed in the epistemological field. AlphaGo does not play in a nearly exhaustive way with a huge amount of computation, but has reached a higher level of “intuition” and “judgment”, which humans once thought was a difficult area for computer languages to break through. This phenomenon prompts us to rethink the structure of Go knowledge.

From the perspective of epistemology, what kind of knowledge of Go is indeed reliable? Based on this fundamental question, this paper attempts to analyze the structure of Go knowledge. The main thought processes in the game of Go can be summarized as “intuition”, “calculation” and “judge-

^{*)} 作者简介: 李喆, 男, 1989年生, 副教授, 职业棋手。

ment”, where rational deduction and empirical induction co-exist. In the past, the simple enumeration of knowledge points became the main focus of Go knowledge learning and teaching, now the nature of these knowledge points are distinguished, particularly the Go knowledge between “quantitative” and “non-quantitative”, moreover, the correlation between knowledge generation and both inherent human cognitive abilities and cognitive limits is presented.

This paper analyzes the specific principles of how Go AI surpasses the human level of Go from the perspective of epistemology, provides theoretical support for how human players can leverage AI for new Go knowledge production in the future, and may serve as a bridge between Go and cognitive science research.

Keywords: Go knowledge, epistemology, intuition, calculation, judgement, rational deduction, empirical induction, quantitative

I. 引言

2016年, AlphaGo在人机对决中击败李世石, 成为震撼全世界的标志性事件。在事件发生之初, 人们主要震撼于胜负的结果, 基于深度学习算法的AlphaGo将计算机围棋的水平迅速提升到了超过人类水平的程度, 超出了大多数人的预料。此后, 人工智能一跃成为全球热门的研究领域, 人们开始关注和研究AlphaGo为何能取得成功, 以及深度学习的算法应用还可以在哪些领域带来飞跃。

2017年之后, 由于AlphaGo的水平超出人类棋手太多, 人机对决的阶段迅速过去了。此后人工智能的前沿研究者们将注意力转移到了其它领域, 但AlphaGo在围棋领域留下的不仅仅是胜负结果和可以帮助人类棋手进步的围棋AI。AlphaGo究竟是怎么赢的? 这个问题的回应包含两个方面, 一是关于AlphaGo算法的分析, 二是关于人类围棋知识结构的分析, 两者加起来才能构成完整的回答。关于AlphaGo算法的分析和介绍, 已有相当多的论述; 而关于人类围棋的知识结构, 关于“人类棋手究竟输在什么地方”的认识论层面的反思, 目前仍旧匮乏。

与人们之前的设想不同, 围棋AI并不是用庞大的计算量以近乎穷举的方式来下棋, 而是在“直觉”和“判断”这些人类曾认为难以用计算机语言描述的“经验”领域达到了更高水准。相反在局部死活、直线计算等知识领域, AI相比于人类棋手并没有巨大的优势, 时至今日仍可能在一些极端的棋局场景中被人人类棋手的下法超越。在对围棋AI算法理解的基础上, 如果没有对人类的围棋知识进行系统性的结构分析, 对此现象的解释还是只能停留在表层。

事实上, 过往口耳相传或写于纸面上的围棋知识主要是一些知识点的罗列, 而职业棋手们脑海中的围棋知识虽然是融贯的, 但并未被作为对象进行系统地分析。只有对围棋知识进行结构性的系统分析, 我们在面对“AlphaGo赢在哪里”这样的问题时才能给出不只是“人工智能的计算能

力超过人类”这样浅显的回答,进而能够准确地指出在面对围棋AI时,人类的围棋知识里哪些部分形成了重大的弱点,而哪些部分是可以信任的知识,以及是何种原因造成了这样的差异。

对于围棋知识结构的分析,一方面可以进一步了解人类认知能力的限度,以及人类的诸认知能力在面对棋局时究竟如何施展;另一方面,也可以呈现未来人类的围棋知识在哪些方面有可能得到更新和飞跃。

II. 围棋知识的历史生成

人类的围棋知识是历史中层累建构的结果,绝非现代棋手独立的发明,要分析围棋知识结构,首先应对围棋知识生成的历史进行梳理。历来关于围棋知识的书籍大体可分为两类,一曰技术,二曰棋理。从历史发展来看,明代以前棋理类书籍的比例较高,明代以后技术类书籍逐渐占据多数,这与围棋价值及其社会形态的历史演变相关。¹⁾

就具体的知识内容而言,围棋技术类书籍主要是各技术部分的并列或罗列,诸如布局、定式、中盘、官子、手筋、死活等等分门别类的技法,随着人类整体水平的不断提升,各知识门类的技法也得以不断更新。棋理类书籍则可上溯至《敦煌棋经》或《棋经十三篇》,主要以文论的形式来论述对弈所应当遵循的道理,其中尤以“策略”的论述为重,与技术类的知识不同,这些策略论述所使用的语言并不依赖于围棋的专业术语,其话语往往借用于已有的话语系统。²⁾就知识生成的目标而言,棋理类知识中的一部分是概括总结对弈思维本身的脉络以供人沿习,另一部分则是试图用棋理来论述现实世界中的某些道理,此传统从汉代班固的《弈旨》这一最早的围棋文论即已起始。棋理文论的传统首先基于一种哲学思想上的

1) 李喆.中国围棋价值演变研究[J].中国围棋论丛,2015.

2) 例如《棋经十三篇》体例及语言皆仿《孙子兵法》而作。

预设，即围棋中蕴含的道理与世间万物的道理是相通的，它们共同从属于“天理”——自汉代以降，这种预设对于古人而言几乎不言自明。棋理文章所使用的知识论证的形式，与古代的说理文论基本相同，其中往往运用大量的类比，并注重文法结构的美感与词句的洗练。³⁾大体来说，传统的棋理文章仍从属于古代文论这一大类。20世纪以后，棋理的概念主要是指面对棋局本身的有效策略与思考方法，其引申之义淡化，这与围棋的竞技属性增强、实用主义占据优势相关。在棋理与技术交界之处，还有一类围棋的知识话语是“棋评”，即对于棋谱的点评，棋评类的书籍与文章并非独立领域的知识生产，而可以看做是这两类围棋知识的综合运用。

现代人对于围棋的诸多认知并非凭空而来，围棋知识具有历史性，是在前人贡献的基础上不断生成的。现代棋手面对棋局所使用的术语、思考的概念与框架、棋感的生成等等，都与围棋知识整体的历史积累有关。

围棋技术的相关知识，建基于“概念”的基础之上，无论如何复杂的技术知识，都需要在概念的基础上才能有效形成。概念用来表征对局中面对的状况，最基础的概念就是棋子与棋子之间的位置关系，这些位置关系的概念被语词定格为“术语”，例如“长”、“跳”、“飞”等。单个的基础术语组合成复合术语，例如“托退”、“扳渡”等，在有足够的术语描述棋子的位置关系之后，生成出“手段”和“策略”的术语，例如“侵消”、“打入”、“立二拆三”乃至“攻彼顾我”、“厚势不围空”等等，这些围棋术语所延展出的结构，就像语言中的“字-词-句”结构。围棋中的术语，大多借用于已有的文化概念，极少数是新生成的专有术语。也就是说，作为围棋知识之基础的术语，在很大程度上与生活世界的语言符号相通。选择采用哪些语词来表述围棋中的诸概念，亦是围棋知识生成于历史文化之中的偶然结果，现代棋手们所使用的术语和不断继承-生成的围棋知识，正是建基于这些文化历史的偶然选择之上。

围棋在20世纪加速了竞技化的发展，围棋技术的水平由此得到快速的

3) 例如，“围棋十诀”的每一诀都字数相同。

提升。对于围棋技术知识的认知,一方面仍是在旧有的概念基础之上的延伸,另一方面,直到今天仍然缺乏的是对于围棋知识之性质和结构的分析。在对阵AlphaGo之后,人类固有的围棋知识受到怀疑和挑战,产生了反思的契机;反思触及到的第一个问题是,人类的围棋知识中究竟有哪些部分是值得信任的,又有哪些部分是可疑的?对此问题的回答自然会形成关于围棋知识的新分类并呈现出其内在的实际结构。紧接着的问题是,它们曾经是如何生成的,又是否有改善的空间?本文试图处理的主要便是这些问题。

III. 两类围棋知识

在AlphaGo-Master下出令棋界震惊的开局“点三三”之后,随着围棋AI的快速普及,以往大部分的围棋定式在短短几年内都遭到淘汰。⁴⁾可见,定式作为围棋知识中的一大类,显然并非确定无疑的知识。那么,在完全不学习人类下法的AlphaGo-Zero系围棋AI的映照下,还有哪些人类固有的围棋知识是可靠的?

人们很容易发现,不管作为他者的围棋AI达到多高的水平,人类自身对于围棋盘上的基础死活、封闭的官子大小、杀气的技巧、终局胜负的计算等等知识,仍然是十分可靠的。也就是说,在围棋盘上,并非“所有的知识都是不可靠的”,⁵⁾只要围棋的基本规则不变,像“有两个真眼的一块棋是活棋”这样的知识就是确定无疑的。⁶⁾

4) 例如,曾经十分流行的“妖刀”定式被AI判定为一方显著有利,从而失去定式之地位。

5) 在知识论中,某些怀疑主义会认为我们的信念不足以产生任何知识。参考理查德·费尔德曼《知识论》,中国人民大学出版社,2019年,第133页。

6) 怀疑主义者或许会质疑这里“真眼”和“活棋”等概念的清晰性,但这关系到的主要是术语定义是否清楚明白的问题。

由此，从知识的确定性来区分，可以分出两类围棋知识：一类是确定无疑的围棋知识，一类是不确定的围棋知识，前者是不可错的，后者是可错的，接下来我们分别考察它们的内容、性质和生成的方式。以往对围棋知识的书写大多是知识点的罗列，从此处开始我们将对这些知识进行重新考察、分类和分析。

1. 具有必然性的围棋知识

首先考察确定无疑的围棋知识包含了哪些内容。“两眼活棋”是一个基础的围棋知识，“双活也是活棋”是与之平级的知识，隐含的知识包括“被包围且只有一个眼的棋是死棋”，这些关于棋子“死活”的知识显然是确定无疑的。在此基础之上，围棋里的“杀气技巧”、“常见死活”、“吃子方法”等等，形成了一系列不可错的知识。这些知识之所以不可错，因为它们是从围棋的基本规则演绎推理而来的。

围棋的基本规则包含“气尽棋亡”，也就是规定了棋盘上什么样的棋是死棋。以此作为基础开始推演，可以得知“不会气尽的棋就是活棋”，继续推演，则可以得出如何使自己的棋子成为活棋、如何使对方的棋子成为死棋等等的技巧知识。由于这些知识是从围棋的基本规则直接用逻辑的方式推演而来，因此，只要其逻辑推演的过程完整无误，其产生的知识结果便是不会错的。

这一系列关于棋子死活的知識也有不同的难度层级，最基础的两眼活棋和“直三”等形状的死活是入门阶段就能掌握的，而一些复杂的死活题乃至错综复杂的实战死活，则连最顶尖的人类棋手也不一定能掌握。完全超出人类计算能力的死活问题理论上也是存在的，但大部分的死活问题对于人类棋手来说只要有足够的时间来思考都能够解决。这些知识的重要特点就在于，一旦问题被解开，只要过程是符合逻辑正确无误的，那么这个知识就是不会错的。在一些复杂的死活或对杀问题上，我们仍然

有概率看到人类的下法比AI推荐的更好, 正是因为人类在这方面的知识一旦过程无误地达到了, 就是正确无疑的, 而当前围棋AI的算法主要基于概率, 并非以不可错的逻辑推演为基础。

在死活问题之外, 关于围棋盘上价值大小、目数多少的一些知识也不可错, 这些知识是从围棋基本规则中计算胜负的规则推演而来的。例如, 双方领地大小的比较(数目), 两个官子大小的比较, 一个封闭官子的价值等等。⁷⁾这些知识之所以不可错, 也是因为它们与围棋的基本规则直接相连, 围棋终局的胜负计算就是比较双方领地的大小, 比较的方法是将双方的领地数字化, 因此在对局中也采用数字比较的方法得到的一系列知识与规则同构, 同样可以说是从规则逻辑推演而产生, 因而是不可错的。据此, 在一些不复杂的官子战中, 人类棋手也可以准确地找到确定无疑的最优下法。在判断形势优劣时, 有些局面也可以根据双方目数的对比得到准确无疑的结果。

在这两类确定知识之外, 还有一些围棋知识的确定性要稍低一些, 但或许仍可算作确定知识之类, 这就是关于“棋子效率”(子效)的知识。“子效”是人类棋手对局时用来做决策和判断优劣的一个常用指标, 有一些关于子效的知识也是不可错的, 例如, 围出同样的地域所花的手数不同, 花费手数更少的一方显然子效更高、更有可能占据优势。当我们对子效的分析完全使用逻辑和数学的方式时, 得到的结果就是确定无疑的知识, 但在实际的对局中, 有些局面并不能完全用逻辑和数学的方式来比较子效, 这往往是由于局面的封闭性不强, 以人类的计算能力只够部分地使用逻辑和数学的方法来比较和计算, 剩余的部分交给了经验判断。

“手割法”⁸⁾作为比较子效的一种围棋技术, 很好地展现了这类知识的性

7) 有一些官子的价值是人类无法准确描述的, 也就是在通常意义的官子中存在一些人类达不到的知识(涉及“官子”的定义问题), 但是还有很多官子的价值大小是人类可以用数字准确描述并进行比较的, 这些是能够帮助棋手做决策的准确知识。

8) “手割法”相传为本因坊道策(1645-1702)创造的技术, 其要点是通过假设性

质。当“手割法”运用的对象和过程全部是确定无疑的知识时，“手割”得到的结果也就是可以信任为正确的知识；但在实际的对局操作中，“手割”常常被用来处理的是混合了确定与不确定的知识，在这些情况下，“手割法”往往是作为子效分析的辅助方法来增强关于优劣的信念，而不能得到绝对准确的判断知识。由此也可以看出，在实际对局中，人类棋手的决策往往是由确定的知识与不确定的信念相结合。

换一个角度考虑，围棋中的技术知识，主要是关于比较和判断的知识：比较哪个选点好、判断哪方形势好等等，这其中的确定知识，可以理解为比较和判断达到了精确程度的知识。围棋里的死、活、劫，以及标记地域大小的数字，它们的定义都是清楚明白、没有模糊性的。

总体来说，围棋中确定无疑的、具有必然性的知识，主要是定义清楚明白、以围棋规则为基础前提、通过逻辑和数学的方式推演而成的知识，这些最坚固的知识即便在穷尽围棋的最优解面前也是正确的。

2. 具有或然性的围棋知识

在7*7或更小的围棋盘上，人类棋手可以算出其最优解⁹⁾；而在常用的19*19棋盘上，人类距离最优解还有非常远的距离。面对不同大小的棋盘，人类棋手所使用的认知方法和得到的知识是有差异的。在可以算出最优解的小棋盘上，人类只使用逻辑和数学的方法算出每一个选点所对应的终局数字，而不存在“道理”的模糊认知；而在十九路棋盘上，由于其复杂度超出了人类计算推演的范围，人类只能在一定区域内使用逻辑和数学的方法，在另一些区域则采用了许多经验归纳的方法来获取知识，广义来说，这些知识就是具有不确定性的知识。

的改变次序，将需要判断优劣的棋形还原为已知优劣的棋形，再分析其中棋子效率的增减，由此判断局面。

9) 李喆:七路围棋最优解研究[J].围棋天地,2015(20):32-42

具有不确定性的围棋知识包含了很多内容,例如“厚薄”、“轻重”、“好形”、“愚形”、“立二拆三”、“入界宜缓”等等,其数量之多难以穷举,这些知识的目标仍然是用来比较和判断棋局及选点的优劣。与确定的围棋知识相比,两者的差别主要在于生成知识的方法,其次在于概念定义的清晰性。¹⁰⁾

经验归纳是这类知识生成的主要方法。例如,什么是好的棋形,什么是不好的棋形,这些是人类棋手多年以来用经验归纳的方式总结出的知识,大部分来自集体的经验,少部分来自个体的经验。人类下棋之所以需要用到“棋形”这样的知识,是因为十九路棋盘上的变化数超出了人类用逻辑演算可以达到的范围,人类“聪明地”创造了一些概念知识来处理那些逻辑演算无法达到的局面,局部棋形的优劣就是其中一类概念。

在逻辑思维之外,人类其它的一些思维能力在这里发挥了作用,即类比和关联的思维。例如“厚薄”、“轻重”这样的概念,人们借用它们在文化中本有的词语意涵,用来定义棋盘上的状况。虽然每盘棋的实际状况都不完全相同,但我们将一些局面共同描述为“厚势”,一些棋形共同描述为“好形”等等,用这些概念来帮助我们定义和理解局面,使我们在不能精确衡量局面的时候仍然可以得到关于局面和选点优劣的知识,尽管这些知识不如第一类知识那么正确无疑,但在实践中可以用来指导我们的行棋决策。

正是在引入这些概念来定义局面的基础上,围棋里的诸多“策略”才得以施展。例如,围棋十决里有“势孤取和”,要理解这种策略首先就要理解什么是围棋里的“势”,势的强弱大小无法用具体的数字来精确衡量,其程度更多是一些“感觉”和“印象”,随着经验的增多、水平的提高,这些感觉和印象就会更加融贯有效而接近准确。

10) 围棋中棋子的“死”和“活”、地域的“大”和“小”等等,定义都清楚明白,从而能进行准确的比较;“厚”和“薄”、“轻”和“重”等等,定义就相对模糊,只能进行大致的比较而无法精确衡量。

但是, 无论这类知识在实践中被证明多么有效, 它们仍然是一些无法精确测量的、具有不确定性的知识。¹¹⁾在人类与围棋AI的对决中, 人类很快发现正是在这些所谓“虚”的、模糊不清的、无法量化处理的局面场景中, AI的能力远强于人类棋手。对于围棋AI来说, 不存在这样两类性质不同的知识, 面对任何局面, AI所调用的算法都是一致的, 而人类棋手在运用这两类知识能力的时候精确度相差极大。这就是为什么在一些特殊的局面下, 人类棋手将逻辑演算能力发挥到极致, 仍有可能超越AI的下法和判断; 而在大多数局面下, 人类依靠经验归纳和感觉得到的知识完全无法与AI算法相抗衡, 表现在对局中, 就是在人类棋手曾经引以为豪的所谓“虚”的部分 (也有人称为“大局观”的部分), 如今完全依靠AI来解惑。

由此而来的一个有趣现象是, 以往对棋手风格特点的评价中有一类是“大局观好”, 但在AlphaGo之后, 这类评价几乎消失了, 其原因就在于“大局观”所涉及的知识类型正是人类相比于AI而言最弱的部分。在后AI时代, 如果真实地评价一位棋手下的棋特别像AI, 恐怕应有很大程度是在说这位棋手的“大局观好”。

后AI时代, 人类棋手仍然需要用这一类知识来处理围棋, 这是由人类思维能力的限度所决定的。值得一提的是, 围棋的很多文化属性, 正是在这类不精确的围棋知识基础上生成的。

如果用分析哲学中知识论 (Epistemology) 的话语来说, 第一类围棋知识, 契合“基础主义 (Foundationalism)”, 这一类知识都来自于已有证成的基础信念 (围棋规则), 由基础信念正确演绎而成。第二类围棋知识, 契合“融贯论 (Coherentism)”, 这一类知识中, 每个信念都以它融入整个信念系统的方式而获得证成。由于篇幅所限, 对此的深入分析需以另一篇文章加以论述。

11) 如果从怀疑主义的立场来考虑, 这些认知内容更接近信念而非知识。

3. 围棋文化的属性

很多人会说“围棋是一种战略游戏”或者“棋如人生”，早在中国的汉代，就有许多文人将围棋与兵法、政治乃至天道（天理）联系起来，这些文化属性的建构与围棋的知识结构有直接的关联。

如果人类一直在7*7以下的小棋盘上下棋，那么围棋的技术知识就只会有一类：从规则出发逻辑推演而成的知识。在这种情况下，围棋会被认为是一个能够被人找到确定答案的数学问题或游戏，从这个视角来看，棋盘上的每一个选点都对应着一个最终表示双方盘面差距的数字。“厚薄”、“轻重”这些概念在小棋盘上是不精确的冗余，不会被运用于解题，而围棋中的所谓“策略”则完全由运算所代替。

正是由于棋盘的大小超过了人类能够精确解决的范围，又没有大到完全超出人类能下完一盘棋的范围，在19*19的棋盘上，围棋的文化属性得以生成，这与第二类围棋知识密切相关。

非定量的围棋知识以一些“二元对立”的概念为基础，例如“厚薄”、“虚实”、“轻重”等，这些概念来自于已有的语言，被借用于围棋来定义无法量化处理的局面。在这些概念的基础上，继续生成了在不同局面下应当如何行动的理论，这就是围棋的策略知识。例如，“厚势勿近”、“弃子争先”、“围棋十决”等就是人们总结的一些策略知识。围棋的文化属性，很大程度上在于围棋的非定量知识并非特殊知识，而是具有普遍性的知识。

人们会说“围棋的道理与万物道理相通”，“围棋的道理可以指导人生”等等，实际上表达的是围棋不只是一个有数学答案的游戏，而是蕴含着普遍性的知识，这样的认知来自非常古老的传统，最早可以追溯到班固的《弈旨》。为什么会这样？同样是智力游戏，人们就不会说“数独”或者“魔方”这些游戏有这样的功能。其原因在于，围棋里的非定量知识，其语词和思想就来自于已有的文化概念，而非完全独立于世界之外的新知识系统。借用哪些语词，使用哪些概念，与知识生成所处时代的语言系统密切

相关,因此这些围棋知识的生成与发展同时也反映出特定的文化传统。在另一方面,它们也反映出人类思维的一些特性。

在围棋知识中可以看到明显的分界:人类可以用数理和逻辑处理的局面,人们就采用这类方式以尽可能达到精确知识。但人的理性有限,无法对19*19路棋盘全部用这类方式来处理;面对无法用数理和逻辑处理的局面,人们就采用经验归纳的方法来生成一些概念和策略,也可称之为“道理”,这类知识的劣势是不如前一类精确,常常会有错误,其优势是具有普遍性和泛用性——类似的局面乃至类似的状况,人们都可以采用相同的道理来处理,即所谓“举一反三”。

在围棋知识生成的过程中,人们面对那些无法完全用逻辑推演处理的问题,引入了“厚薄”、“轻重”、“缓急”、“虚实”等等无法定量的二元概念,成为第二类知识的基础。一个有趣的问题是,如果围棋早期的知识生产是在另一套语言文化系统中完成的,还会生成出同一套概念知识吗?与这个问题相关联的一个问题朝向未来:在AI的帮助下,人类有没有可能突破旧有的围棋知识系统,创造出更有效、更精确的围棋知识概念?

要回应这些问题,需要先将人类对局的思维和AI对局的算法进行结构上的分析和对比。

IV. 人类对局思维与AI算法的结构

人类的围棋知识运用于实践的对局之中,需以主体的具体思维活动来实现,这些思维活动的类型与性质亦值得考察。将对局的思维过程与AI的算法结构进行对比,不仅可以更清晰地看出人与AI在面对棋局时的差异与共性、优势与劣势,并且,通过观察围棋知识在实践中的运用方式,可以推测在AI的影响和帮助下人类围棋未来可能的进步方向。

人类的对局思维主要可分为三个部分:棋感、计算、判断。我们可以称

之为对局思维的三要素。

面对任何一个围棋的盘面, 无论任何水平的棋手, 只要了解围棋规则, 都会产生出棋感。棋感首先是在棋盘上第一时间关注到的位置, 新手的棋感可能有更多的随机性, 其关注点可能距离全局正确的选点很远, 但新手仍然是有棋感(直觉)的。随着水平的提高, 棋感自然会越来越好。棋感是一种“剪枝”方法, 使计算资源投入于主干, 使决策树的生长更优, 这是如今人和AI共通的技艺——AlphaGo正是训练出了类似甚至超过人类棋手的棋感。

棋感的提升, 主要基于经验的积累, 而非逻辑的推演。人类棋感的来源可分为个体经验和集体经验, 个体经验的积累主要依靠对局和复盘, 即实践和反馈; 集体经验主要来自做题和打谱, 分别训练对于局部的棋感(棋形)和对于全局整体的棋感。

计算是对局思维三要素中的第二个要素。以往棋界的话语中略微扩大了“计算”的语义范围, 将属于“判断”的部分也归入计算之内了, 这两者具有不同的性质和特征, 需分别加以考量。棋局中的计算, 实际上是形成“策略树”的过程, 即沿着棋感进行换位思考, 设想双方可能的一种或多种下法, 搜索出多个分支, 这个搜索并形成策略树的过程是计算。

计算是三要素的中间环节, 它首先基于棋感——如果没有棋感, 计算将很难找到起始点和头绪; 它连接着判断, 棋手对计算得出的诸多分支进行综合判断, 试图分析出优劣, 从而决定落子选点。

判断是三要素中最终的环节, 通常也是与落子决策最近的环节。判断中可以运用的围棋知识最多, 两类围棋知识在这个环节都可以发挥作用——有时是分别发挥作用, 有时是共同发挥作用。当我们去判断棋子的死活、目数的大小、子效的高低等等, 所运用的主要是第一类围棋知识, 即具有确定性的知识; 当我们去判断棋子的厚薄、轻重、棋形的优劣等等, 所运用的主要是第二类的围棋知识, 即具有或然性的知识。

如前所述, 第一类知识的生成是以规则为基础条件, 以逻辑和数学的

方式推演而成的。在面对新棋局的具体运用中，仍然是沿着已有的这类知识，继续以逻辑和数学的方式向前推演。例如，当我们已经知道了“方四”这样的形状内部做不出两只眼，在对局中我们就可以判断出特定的可以简化为“方四”之眼形的棋子是否能存活。对于同一类型的更难的问题，在实战中我们同样可以用逻辑推演的方式来处理，处理是否成功主要取决于自身水平与问题难度的程度差异。

第二类知识的生成主要依靠经验归纳的方法，在判断环节，这些知识概念十分常用。对于我们无法仅仅用“死活”或“大小”等精确概念来衡量的局面，我们会用到很多诸如“厚薄”、“轻重”、“实地与外势”、“好形与恶形”等等不精确的概念来处理 and 判断局面。我们已经知道，判断环节，尤其是需要运用第二类知识的判断环节，是人类相比于围棋AI时的显著弱点。第二类知识不可量化而具有的不精确性，在与AI对局之前尚未被人类充分认识，反而由于有许多文化属性附着其上，增添了相关知识的魅力，而AI为人类带来了反思知识、对已有知识进行对象化处理的契机。

有趣的是，在AlphaGo公布算法之后，我们可以发现，从最初的论文¹²⁾直到Master版本，AlphaGo神经网络的结构与人类对局思维的三要素的结构几乎是正相对应：棋感对应Policy network，计算对应Monte Carlo Tree Search，判断对应Value network。

AlphaGo的Policy network使AI面对任何盘面能迅速通过“直觉”找到一些要点，这部分通过训练达到并超过了人类水平，表现在棋谱上的一个例子是Master之后的AI都会在开局阶段直接考虑“点三三”的下法，这是完全超越当时人类棋感的下法。和人类训练棋感的方式相似的是，Policy network的训练在本质上也是依靠大量经验的积累，而非逻辑的推演。

Monte Carlo搜索在形式上接近于人类棋手的计算，同样是通过搜索产生出许多局面变化分支，以供判断和选择。只是搜索的具体方法有很大

12) Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. nature, 2016, 529(7587): 484-489

差异, Monte Carlo算法主要是基于概率和随机性的统计模拟法, 人类的计算则主要是沿着棋感进行换位思考。

Value network对于AlphaGo的主要作用就是判断局势, 正对应人类对局思维的判断环节。不同之处在于, Value network生成的判断内容是胜率, 通过比较不同选点的胜率数字来帮助决策。而人类棋手的判断方法, 如前所述, 在类似于小棋盘的一些局面下可以完全用逻辑和数学的方式来得到准确的判断结果, 但在大棋盘上常常需要两类知识的结合, 基于经验归纳的不准确的方法也不得已用于判断之中, 通常在这样的情况下, 人类棋手判断的准确度就大幅下降了。

尽管在AlphaGo Zero版本之后, Policy network和Value network两者合并为一个网络了, 13)但算法的整体结构并未发生根本性的改变, 围棋AI的算法与人类对局思维的对应关系仍然存在--实际上也验证了对于当前人工智能的一种常见观点: 基于神经网络的人工智能部分地模拟了人类思维的结构。

在分析知识结构的基础之上, 我们便可以对人类未来围棋知识理论上可能的发展前景做出展望, 这个展望不再是模糊的感觉, 而可以转化为如下问题:

在AI的影响和帮助下, 人类的两类围棋知识运用于对局思维的三个环节, 分别有多少发展进步的空间?

首先考虑棋感。由于棋感的增强主要依靠的是经验积累而非逻辑推演, 人类整体的对局经验显然是不断增加的, 因此整个围棋史上棋感的水平是不断增强的, 但增强的速度也始终较为缓慢。如今AI展示出了比人类更加准确的棋感, 相当于提供给人类更多更好的经验积累条件, 因此, 在AI的影响下, 人类会训练出比以前更好的棋感, 且棋感增强的速度将超过没有AI的时代, 但是, 经验的累积也很难直接形成水平的飞跃, 只

13) Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, et al. Mastering the game of go without human knowledge[J]. nature, 2017, 550(7676): 354-359.

是经验积累的效率将会更高。

其次考虑计算。对于人类棋手而言，计算能力主要受限于人类理性或智力的限度，如果使棋盘缩小到足够小，或者将人类大脑的能力扩张到足够大，就可以将全局变化都纳入到计算的范围之内。但在现实中，人类的理性能力有限，人类的计算力并不会随着AI的出现而突破瓶颈。因此，在围棋的计算领域，限制人类上限的是人类整体的理性限度，未来的棋手个人有可能更加接近上限，而AI能够带来的影响不大。

最后考虑判断。未来人类棋手在判断方面的进步空间最大，其原因在于，人类棋手在面对无法使用第一类知识进行精确判断的局面时，使用第二类知识判断局面的精确度很低。在判断环节，AI主要提供的是全覆盖的胜率数据和选点建议，这些数据对于人类棋手的技术进步而言具有重大的意义，我们分别从经验积累和概念生成两方面来分析。

当前已有不少棋手在做的，是借观察AI的胜率数据来提升自己对局面的判断经验，从而提高判断的准确度。其具体方法有很多种，例如，用AI生成大量的局面判断练习，将AI的胜率视为练习题的答案，而棋手要尝试用人类的判断方法去理解和接近AI胜率。与棋感经验的积累相似，判断经验的积累也会因AI的帮助而加速提升。

另一个有可能但目前尚未开启的进步方向，是对围棋第二类知识中的概念进行重新梳理和创造。如前文所述，“厚薄”、“虚实”、“轻重”乃至“围棋十决”和一系列围棋谚语所标示的“棋理”，它们发挥了很强的实用性，但都不具有精确性，同时也不具有必然性。在不同的文化系统中，有可能生成出不同的概念话语来描述和处理棋局，很可能有些概念话语可以更精确地定义局面，由此帮助人类棋手更准确地判断局面、更容易地找到精确选点。如今，围棋AI的出现相当于使我们拥有了一个全新的、异域的文化系统，这样的“棋理革新”便已成为可能，而棋理的革新若能实现，很可能会带来人类围棋水平的一次飞跃。棋理革新的空间，就在第二类围棋知识的话语系统的创造之中。

参考文献

- [1] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. nature, 2016, 529(7587): 484-489
- [2] Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, et al. Mastering the game of go without human knowledge[J]. nature, 2017, 550(7676): 354-359.
- [3] 理查德·费尔德.知识论[M].北京:中国人民大学出版社, 2019:133-134.
- [4] 李喆.七路围棋最优解研究[J].围棋天地,2015(20):32-42

Received: 15, Oct, 2023

Accepted: 02, Nov, 2023