

Journal of Go Studies

Volume 18, No. 2

2024

바둑학연구

2024

국제바둑학회

발행처: 국제바둑학회

주 소: 경기도 용인시 처인구 명지로 116, 명지대학교 바둑학과 내 학회사무국

전 화: 031-330-6255

발행인: 남치형

주 소: 경기도 용인시 처인구 명지로 116, 명지대학교 바둑학과

인쇄일: 2024년 12월 15일

발행일: 2024년 12월 24일

인 쇄: 인쇄와 디자인 (02-957-7744)

편 집: 도서출판 안북스 (02-957-7780)

Editor-In-Chief: Dr. Bae Incheol (Korea, Fiscal Reform Institute)

Board of Editors

Prof. Kim Jaeup (Korea, UNIST, Dep. of Physics)

Prof. You Xiaochuan (China, Beijing University)

Prof. Kim Jinhwan (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Prof. Daniela Trinks (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Examiners: Park Woosuk, Bae Incheol, Kim Jinhwan,

Daniela Trinks, Lee Changbong, Park Yeong Yong

『바둑학연구』는 국제바둑학회의 기관지로서 연 2회 발행하며, 바둑 분야의 개관논문, 경험논문, 사례 분석 연구를 게재한다. 본 학회지는 학회 회원에게 무료로 배부하며, 비회원에게는 일정한 구독료를 받고 배부한다.

차례

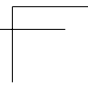
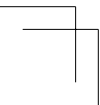
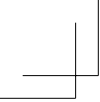
2024년 하반기호를 내며 / 편집위원회	7
------------------------------	---

<연구논문>

· Combinatorial Game Theory Meets Deep Learning: Efficient Endgame Analysis in Go / Stanisław Frejlak	17
· Pairgoth: A Modern and Flexible Software for Efficient Go Tournament Organization / Théo Barollet, Claude Brisson, Quentin Rendu	51
· Go Game and Mathematics Learning in Third-Grade Elementary Classrooms: An Explorative Study / Xiuwen Wu, Xinming Guo	71

<특별기고>

· 중국 바둑 프로 제도의 기원과 발전 / 왕주어	109
· 미국바둑콩그레스 참관기 / 이승현	119
· 서평: 신진서, 『대국 - 기본에서 최선으로』 / 박우석	141



Contents

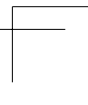
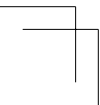
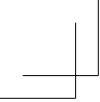
Introduction

Research Articles

- Combinatorial Game Theory Meets Deep Learning: Efficient Endgame Analysis in Go / Stanisław Frejłak 17
- Pairgoth: A Modern and Flexible Software for Efficient Go Tournament Organization / Théo Barollet, Claude Brisson, Quentin Rendu..... 51
- Go Game and Mathematics Learning in Third-Grade Elementary Classrooms: An Explorative Study / Xiuwen Wu, Xinming Guo 71

Essays

- The Origin and Development of the Chinese Go Professional System / Wang Zhuo 109
- Reporting on the 40th Annual U.S. Go Congress / Lee Seunghyun..... 119
- Book Review - A Match: Basic to Best / Park Woosuk 141



2024년 하반기호를 내며

ISGS 주요 행사인 제2회 국제학술대회가 지난 8월 7일 프랑스 툴루즈에서 성황리에 개최되었다. 작년에 열린 제1회 학술대회에 이어 인공지능에 대한 높은 관심과 열기를 확인한 자리였다. 바둑학뿐만 아니라 다양한 분야의 전문가들이 무려 일곱 개의 발표문을 제출했다는 점과 아울러 당일 참석했던 분들이 표출한 뜨거운 호응이 이러한 사실을 뒷받침한다.

일찍이 한나 아렌트는 말한 바 있다. “발언과 행위를 통해… 인간은 단순한 물건으로서가 아니라 서로에게 인간 본연의 모습을 드러낸다, 발언과 행위로 표출되는 모습은 단순한 육체적 존재와는 구분되는 주도적 인간이다. 이런 주도성을 포기한다면 어떤 인간도 인간일 수 없다.” 중요한 행사가 성공적으로 치러질 수 있도록 수고하신 많은 분들께 감사의 마음을 전한다.

인공지능 기술을 대하는 유럽의 실용주의적 경향이 두드러졌던 학술대회였던 만큼 투고된 세 편중 두 편의 논문이 기술적 문제를 다루고 있다.

스타니수와프 프레일라크(Stanisław Frejlak)는 현재 세계적으로 널리 사용되고 있는 각종 오픈소스 인공지능보다도 끝내기 분석에 있어서 우월한 프로그램 개발을 꿈꾼다. 그는 조합게임이론(Combinatorial Game Theory, CGT)으로 널리 알려진 마틴 뮐러의 선행연구를 계승하는 한편, 바둑판을 국부적 영역으로 분해해 개별영역을 열화상(thermography)으로 분석하는 독특한 방법을 구사한다. 놀랍게도 그는 사전에 훈련된 알파제로(AlphaZero) 기반모델을 적용한 네트워크를 만들어 끝내기에서의 국부

적 최적해를 예측하는 도전적 작업을 수행한다. 데이터 개선을 통해 심화될 그의 후속 연구가 기대된다.

바둑을 즐기기 위한 여건만큼 강력한 연구 동기는 드물다. 테오 바로에(Théo Barollet)와 2인의 공동연구자들은 대규모 토너먼트 대회에서 참가자들을 가장 효율적이고 합리적인 방식으로 짝짓기 위한 프로그램 개발에 몰두한다. 페어고스(Pairgoth)라는 명칭으로 이미 우수성이 검증된 프로그램에 대한 소개 외에도 짝짓기에 수반되는 결정론적 무작위성이나 공정한 순위 기준 계산 등 ‘짝짓기 엔진’이 직면하는 이론적 난관에 대한 부수적 지식을 제공하는 연구다. 편안한 환경과 무료사용을 지향하는 호혜의 정신이 빛을 발한다.

시우웬우(Xiuwen Wu)와 신밍궈(Xinming Guo)는 초등학생 수학 수업에서 바둑의 교육적 가능성을 탐색하고 관련 이슈와 시사점을 논의한다. 미국 교외 학군 3학년 교실을 기반으로 한 연구 프로젝트의 결과에 따르면, 학생들은 바둑을 두는 동안 수학에 대한 공통 핵심 국가 표준(CCSS-M)에 부합하는 필수 수학 기술을 사용하는 것으로 나타났다. 나아가 바둑이 경쟁적 놀이 이상의 교육적 잠재력을 지니고 있음을 강조한다. “도전적이고 수학 기술을 많이 사용하는 멋지고 재미있는 전략 게임”은 일부 학생들의 진술에서도 드러나는 바, 바둑이 주의력 결핍, 과잉행동 장애, 자폐 스펙트럼 장애를 안고 있는 학생들에게 유의미한 도움을 줄 수 있음을 시사한다.

이상의 연구논문에 더하여 세 편의 특별기고를 실는다.

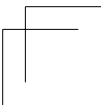
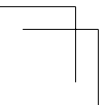
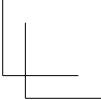
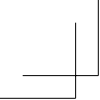
중국 프로바둑의 기원과 발전과정을 요약한 왕주어(王卓)의 기고는 인공지능 기술이 인간의 기력평가에 활용될 수 있는지를 탐색하는 예비 작업이며, 미국 바둑계 최대 이벤트인 제40회 U.S. Go Congress를 다녀온 이승

현은 특유의 재기발랄한 입담으로 행사의 이모저모를 전한다. 박우석은 8월 란커배 우승 다음 날 출간되어 화제를 모은 신진서 9단의 신간에 대한 밀도 높은 소감을 밝히고 있다. 기고 요청에 흔쾌히 응해주신 세 분께 감사드린다.

2024년은 다사다난한 한 해였다. 스웨덴의 저명한 소설가이자 한림원 종신 위원인 엘렌 맛손은 올해 노벨문학상 시상식에서 “하양과 빨강, 두 가지 색이 만난다.”라는 말로 한강의 작품을 소개했다. 다가오는 2025년의 지구촌은 하양과 검정이 어우러져 조화를 이루는 바둑판처럼 두루 평안한 해가 되길 기원한다.

2024. 12. 10

편집위원장 배인철



Introduction

Looking back, it was A Big Day. The 2nd ISGS International Conference was successfully held in Toulouse on August 7. The event confirmed the high interest in the topic, AI carrying on the spirit of the 1st one held last year. Such a success is quite phenomenal; as many as seven papers were submitted by the experts in various fields, not just Go Study, and the enthusiasm expressed by the attendees.

Hannah Arendt affirms the value of human beings openly, candidly speaking to each other. She writes, “Speech and action... are the modes in which human beings appear to each other, not indeed as physical objects, but qua men. This appearance, as distinguished from mere bodily existence, rests on initiative, but it is an initiative from which no human being can refrain and still be human.”(*The Human Condition*, published in 1958)

Two of the main articles in this issue deal with technical issues, which is not surprising given the recent Europe’s pragmatic approach to AI technology.

Stanisław Frejlak aims to develop a program that outperforms all the current open-source Go AIs when it comes to analysing the endgame. He follows in the footsteps of Martin Muller, known for his work on Combinatorial Game Theory (CGT), and introduces a unique method of decomposing the board into the locals and analysing them by thermography. Remarkably,

he takes on the challenging task of creating a neural network with a pre-trained AlphaZero-based model to predict the local optimal solutions in the endgame. We look forward to his further research which will be deepened with the improved data attained via training.

Few motivations for research are as strong as furnishing the comfortable surroundings to play the game of *Go*. Théo Barollet and two collaborators are working on the programme for pairing players in large tournaments in the most efficient and rational way possible. In addition to introducing the established programme called Pairgoth, their work provides additional knowledges about the theoretical issues such as the deterministic randomness involved in pairing and the computation of fair standing criteria. Their commitment to the plyer-friendly programme and free-to-use spirit shine through.

Xiuwen Wu and Xinming Guo explore the pedagogical potential of *Go* in elementary school math classes and discuss relating issues and implications. Results from their research project based in a third-grade classroom in the suburban school in the United States revealed that students employed essential math skills aligned with the Common Core State Standards for Mathematics (CCSS-M) during *Go* games. Furthermore, it highlights that *Go* has educational potential beyond competitive plays. Some students said “It’s a cool and fun strategy-game that’s challenging and employing a lot of math skills,” which suggests that *Go* can significantly benefit students with attention deficit, hyperactivity disorder, and autism spectrum disorder.

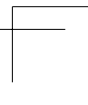
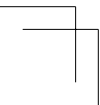
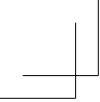
In addition to the main articles, we have prepared some extra essays.

Wang Zhuo encapsulates the origin and evolution of the Chinese Professional Go System, which is a preliminary step towards exploring the prospect of introducing AI in assessing human performance. Lee Seung-hyun, who recently attended the 40th U.S. Go Congress, the largest event in the U.S., reports on a variety of news and aspects with her ready wit. Park Woosuk shares his impressions on the hot book written by Shin Jinseo which was published right after his winning the Quzhou-Lanke Cup World Go Open. We are grateful to the authors.

This year has been an eventful one. Swedish novelist Ellen Mattson, a permanent member of the Nobel Foundation, highlighted Han Kang's work during the ceremony, noting that her novels draw from historical experiences, which are often symbolized by the colors white and red, to uncover universal truths. Likewise, I wish that the global community in the year 2025 will be as peaceful as a Go board on which whites and blacks are in harmony.

Dec. 2024

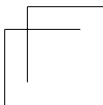
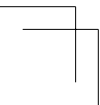
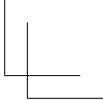
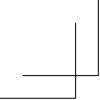
Bae Incheol, Editor-In-Chief



연구논문

Research Article

- Combinatorial Game Theory Meets Deep Learning: Efficient Endgame Analysis in Go / Stanisław Frejlak
- Pairgoth: A Modern and Flexible Software for Efficient Go Tournament Organization / Théo Barollet, Claude Brisson, Quentin Rendu
- Go Game and Mathematics Learning in Third-Grade Elementary Classrooms: An Explorative Study / Xiuwen Wu, Xinming Guo



Combinatorial Game Theory Meets Deep Learning: Efficient Endgame Analysis in Go

Stanisław Frejłak
(University of Warsaw, Poland)

Abstract: The endgame stage of Go presents a unique challenge for scientific research. Contrary to previous stages, in the endgame the key to a successful analysis is board decomposition into smaller, independent local positions. Go players typically analyze these positions separately and prioritize moves based on their value. In this paper, I introduce a novel program that automates this decomposition-based analysis for the endgame stage of Go.

AlphaZero has revolutionized Computer Go, by applying a generic move-selection mechanism, based on neural network judgments and the MCTS search algorithm. However, it does not specifically address the complexity of endgame in the aforementioned manner. On the other hand, by leveraging the decomposition-based analysis, my program reaches decisions in the endgame with relatively little computation. Additionally, it offers insights for Go practitioners by providing accurate move value evaluations.

Notable prior work on automated endgame analysis was done by Martin

Müller (1995). His program Explorer checked all possible variations in every undecided position and aggregated the results based on an algorithm inspired by the Combinatorial Game Theory (CGT). However, due to the exponential growth of the number of variations, Explorer's application was limited to small, tightly bounded local positions.

In contrast, my program leverages a neural network to predict optimal local moves, dramatically reducing the number of variations that need to be explored. Provided that the neural network's predictions are correct, the program can accurately evaluate move values by considering relatively few variations, just like human Go experts do. Thanks to this approach, it is the first program capable of analyzing large, unbounded local positions, which are commonly encountered in real games.

The neural network was fine-tuned from a pre-trained AlphaZero reimplementation on the task of optimal local move prediction. Training data was gathered from KataGo self-play games, utilizing KataGo's network to perform board decomposition.

Keywords: AlphaZero, Fine-Tuning, Combinatorial Game Theory, Temperature, Move Values

I. Introduction

1. Mathematical approach to endgame

Positional analysis in the endgame stage of Go differs from the previous stages of the game. In earlier stages, a Go player's judgment about which moves are the largest on the board mainly depends on a player's intuition which might be difficult to formalize. On the other hand, in endgame, Go players assess move values using a principled approach which leverages certain arithmetical calculations. Prerequisite of this method is understanding what variations could be expected in a given local position. A player would read such variations until the territory borders are fixed, calculate the final local score at the end of each variation, and aggregate these results to arrive at a precise number denoting the value of the first move in these variations. The method is explained e.g. in the book "Rational Endgame" (Törmänen, 2019). While a move with the highest value is not guaranteed to be the optimal play, choosing moves based on their values is a common heuristic used by Go players.

This kind of analysis is possible in endgame because at this stage, the board is already mostly split between White's and Black's territories. Territory borders are not fixed only in a few local regions of the board. In general, situations in each such area could be analyzed independently of each other, because no matter which variation is played out in one region, it does not affect which moves are correct in other regions¹). Moreover, these undecided areas of the board have limited size which allows an experienced player to easily find all correct local variations.

1) A notable exception for this general rule are ko fights that introduce interactions between different parts of the board.

These properties of Go endgames have inspired mathematicians to develop a new branch of mathematics (Conway, 1976, Prologue), called Combinatorial Game Theory (CGT). It is an abstract theory applicable to various games (e.g. Nim, Hackenbush) that could be viewed as sums of simpler games, just like a whole-board endgame position can be viewed as a sum of local positions. When it comes to Go, the most important tool provided by CGT is the notion of temperature. Temperature can be described as a measure of urgency of playing in a specific position. The temperature of a local position is a number equal to the value of the best move available in that position. The mathematical theory arrives at the same numbers as the classical method used by Go players, despite using a different algorithm for calculating them. CGT also provides a lot of new results that were not known to Go players, such as a detailed treatment of infinitesimal values (Berlekamp and Wolfe, 1994), or the Orthodox Accounting Theorem (Siegel, 2013, ch. VII, Theorem 2.9) which finds the maximal loss that a player might incur under orthodox play, i.e. when basing their decisions in endgame on move values. Another result (Wolfe, 2002) shows that finding an optimal line of play for a Go endgame position (and proving it optimal) is a problem of infeasible complexity. These findings prove that orthodox play is a good heuristic - a fact which Go players had understood intuitively.

The existence of a solid mathematical theory describing exact algorithms that could aid endgame calculations inspires a natural question whether these algorithms can be implemented in a computer program. Can a program like AlphaGo, or any other, tell us the value of a move in the endgame? Unfortunately, solutions existing to date are not well suited for providing such information.

2. AlphaZero mode of operation

In 2016, for the first time a world champion in Go was beaten by a computer program, AlphaGo. A follow-up paper of the AlphaGo creators described AlphaZero (Silver et al., 2017) - a neat machine learning solution allowing to build an agent that could master Go, or any other game like chess or shogi. By now, many programs inspired by that paper have emerged and have been made publicly available, presenting the Go community with invaluable teaching tools.

While AlphaZero can point out what moves are best on the board in any given whole-board position and tell which player is ahead, it cannot provide all information which a Go player might be interested in during a game analysis. Several programs inspired by AlphaZero offer also other clues. Notably, KataGo (Wu, 2020) predicts the ownership for each intersection of the board and the lead of a player measured in points. Attempts were made (Frejlik, 2020) to leverage this information to the goal of estimating move values in the endgame. However, these estimates could not be made accurate. Generally, local temperature calculation cannot be boiled down to comparison of global scores in a given whole-board position.

AlphaZero-based programs cannot be successfully used for calculating move values because their analysis is inherently global. AlphaZero is trained to predict best moves on the whole board, maximizing its winning chances. This characteristic contributes to AlphaZero's extremely high level of play. At the same time, however, it makes it difficult to perform any analyses focused on specific parts of the board.

3. AI estimating move values

A program that could estimate move values in endgame would be valuable for the Go community. It could provide more explainable clues for Go practitioners than current solutions do. Moreover, if the program is very good at its task, it could potentially achieve higher playing strength in endgame than AlphaZero. An interesting open question is whether a perfect agent following the orthodox play heuristic would perform better than AlphaZero.

The current work continues on my master's thesis (Frejlek 2024) and improves on its results. Better results are achieved thanks to more sophisticated training data construction which I discuss in Section IV.

II. Related work

There is one famous work done on a similar topic as the current paper. Martin Müller (1995) in his PhD dissertation presented Explorer, a program which leveraged Combinatorial Game Theory to search for optimal play. Explorer splits the board into sure territories and undecided positions, checks all possible variations in every position, and aggregates the results to find the best move on the board.

Presented approach had two major limitations:

The number of possible local variations grows exponentially with the size of the position. Because of that, analysis could be performed only for positions with no more than ten empty intersections. Larger positions would require too much computation.

Board segmentation was performed with an algorithm proving that stones

surrounding territories are impossible to kill, and territory areas are too small for a successful invasion. Therefore, only board positions with very solid shapes could be analyzed.

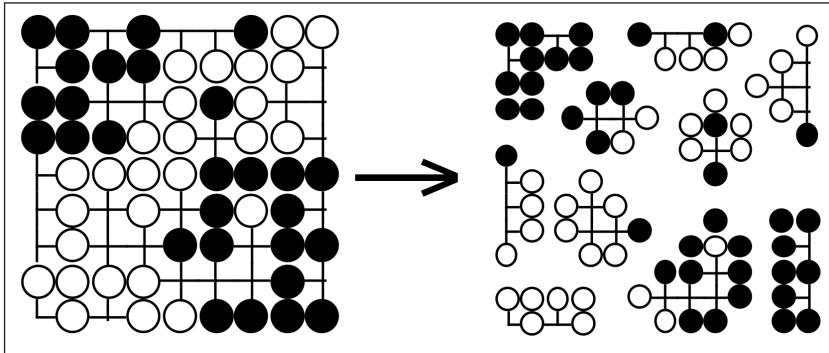


Figure 1. Board decomposition performed by Explorer

Figure 1 is an example taken from the original work of a position that could be analyzed by Explorer. It looks quite artificial with strong walls of stones and each alive group having clear two eyes. Undecided positions between these walls have clear boundaries and are of limited size.

While Explorer was very efficient in finding optimal play when compared with a brute-force approach, its applicability could not be extended to positions taken from actual games.

III. Goal of this work

The goal of Explorer was finding an optimal line of play in the endgame. On the other hand, the goal of this work is facilitating orthodox play. Below, I explain the difference between the two, giving a rationale for my choice. I also take this opportunity to clarify an important technical aspect of the cur-

rent work which is related to the notion of forcing moves (sente).

1. Canonical forms vs. temperature theory

Analysis of a local endgame position could leverage Combinatorial Game Theory in two ways.

Once all possible variations were checked, the resultant variation tree can be simplified by getting rid of all moves which are surely no better than other plays. An example is shown on Figure 2. In no game can Black's move at B be better than the move at A. When we remove all tree branches containing such bad moves, the resultant tree is called a canonical form.

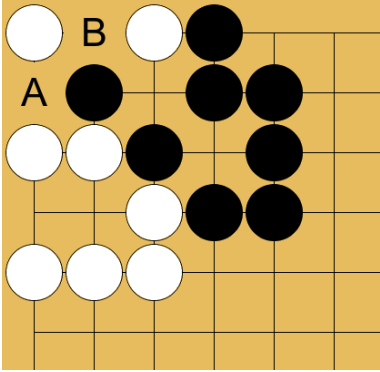
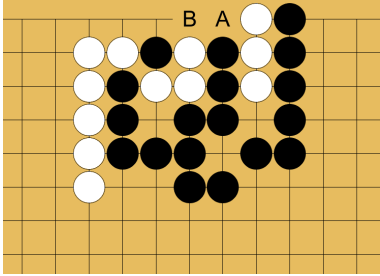
In Explorer, a canonical form was found for the variation tree of every local position, which simplified further analysis without the risk that we miss any move belonging to the optimal line of play.

Another CGT perspective is provided by the temperature theory. From this point of view, in a canonical form there are still many variations not worth considering. Many moves might theoretically be good in unusual circumstances, but in most cases will be worse than choosing another option.

Figure 3 shows a position in which Black's move at A in most games will be the correct one. It gains at least 7 points and leaves a continuation worth another 10 points. The move value is 12 points. On the other hand, Black's move at B is worth 8 points. It directly seizes 8 points but leaves no continuation.

The canonical form will retain variations starting with B. It is possible for this move to be correct, for example, if this is the only undecided position present on the board. However, this is unlikely in an actual game. Temperature theory provides a formalism that allows to tell that under normal cir-

cumstances the move at B does not need to be considered.

	
<p>Figure 2. Black’s move at B is always worse than A</p>	<p>Figure 3. Black’s move at B is worse than A in most situations</p>

2. Forcing moves in light of CGT

In practice, temperature theory proves much more useful for Go endgames than analysis based on canonical forms. The reason is related to the notion of forcing moves.

In CGT, a move is called forcing if it raises the local temperature. In Go terms, one would say that a move is sente if its continuation is worth at least twice more than what the move gains for sure. An orthodox play strategy (Berlekamp 1996) advises to always answer, if the opponent has just played a forcing move. In other cases, one should play in the local position with the highest temperature.

From the temperature theory’s point of view, one does not need to consid-

er variations that could happen if the opponent gets the continuation of their sente move. Such a situation will never happen under orthodox play. However, continuations of sente moves need to be retained in a canonical form. It might happen that the optimal line of play involves not answering to an opponent's sente move but e.g. playing one's own sente move in another part of the board.

In actual games, forcing moves are ubiquitous. This is because an efficient way of building territories most often comes with leaving little holes in one's walls. Building solid walls with all stones connected is usually too slow a way of development on the go board.

Figure 4 shows a position which might happen after a common joseki, in which Black stones surrounding the territory are not yet connected. White might try to enter Black's area with a move at A. If then White gets to continue with B, Black's territory will be destroyed. The threat is very big, so the move at A counts as sente. In most cases, Black is going to answer, consolidating the territory border.

Checking only two variations: the aforementioned one, and the one in which Black plays first, putting a stone at A, is enough for a successful thermographic analysis of the position. However, to find a canonical form, one needs to consider variations after White's continuation at B. As White enters Black's large territory, there are suddenly myriads of new variations to consider, and the whole analysis becomes infeasible. Noteworthy, on the presented example, there is also another undecided local position which is marked with crosses. If we start to consider variations after White's intrusion into Black's territory, we will not be allowed to neglect them when analyzing this other local position. It means that the whole area on the top side will need to be considered as one huge local position.

The example presented above shows that analysis leveraging canonical forms is impractical for positions taken from actual games. Because of holes which players tend to leave in their walls, board decomposition becomes impossible. Most often, the whole board would need to be considered as one local position, which completely defeats the purpose of deploying CGT, not allowing to anyhow simplify the problem of finding correct moves in the endgame.

In contrast, endgame analysis from the perspective of temperature theory allows decomposing the board into small local positions, even though their borders are not clearly marked. Most often, moves that could lead to a dramatic growth of variations number can be easily recognized by a Go player as sente.

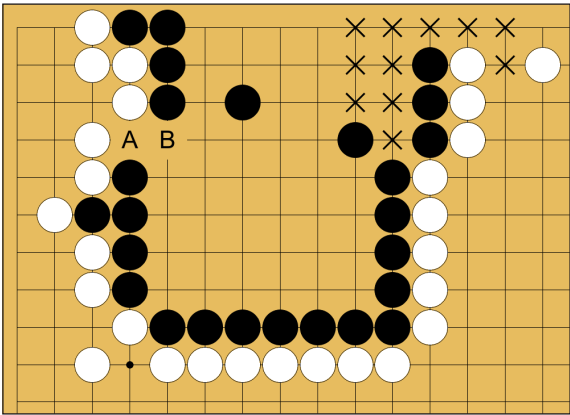


Figure 4. Two local positions which can be considered independent in the light of temperature theory but not from the perspective of canonical forms

3. Chosen approach

The goal of this work is designing a program that facilitates analysis grounded in temperature theory. My approach could be compared with the one used in Explorer. Just like Explorer, my program constructs a variation tree for a given local position. However, only moves relevant for temperature calculations are added to the tree. This makes the solution less computationally expensive, allows to analyze larger local positions, and eliminates the necessity of the position to be bounded by solid walls.

To find relevant moves in each tree node, I will use a neural network. Another network is going to assess local scores in terminal positions. The results will be then aggregated by an algorithm grounded in CGT.

The program's mode of operation will resemble an analysis performed by an experienced player. Player's intuition about which moves are worth considering will be mimicked by a neural network.

IV. Methods

1. Information to be predicted by the network

To allow construction of a local variation tree, the network needs to predict Black's and White's correct moves in the given position. In many cases, we will add both a move of Black and a move of White to the tree. However, if a forcing move has just been played, we should only add the opponent's answer to the tree. There are several ways in which a network can provide us with such information.

The approach which I took is making the network output a single tensor of $2 * 19 * 19 + 1 = 723$ numbers. These numbers represent probabilities predicted by the network of each move being correct. The first 361 numbers represent probabilities of White's moves, the next 361 numbers - probabilities of Black's moves. At the end, I include one more number which represents the probability that the position is terminal, and no one will play there anymore.

This design choice stands in contrast with the output of AlphaZero network. In my case, 723 numbers are predicted, whereas in AlphaZero it was only $361 + 1 = 362$ numbers (the last number representing pass). AlphaZero considers options only for the player at turn. Because of that, it is impossible to use AlphaZero's output to tell sente from gote. On the other hand, if my network predicts high probabilities only for one of the colors, it will mean that the last move was sente.

The probabilities should be predicted on the basis of not only the current board position, but also information of a few previous moves played in the current local position. Sometimes, whether a move should be treated as sente or not, depends on the whole local sequence. An example on Figure 5 shows a situation in which Black's move at 3 saves their six stones, while threatening to capture three White's stones. If we only take into

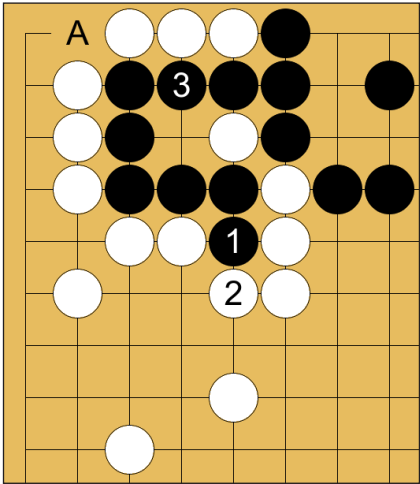


Figure 5. Whether Black's move at 3 shall be considered sente depends on the full local sequence

account Black's last move, it should be considered sente, as the continuation is significantly smaller than what the move gains. However, in the context of the previous 1 – 2 exchange, we realize that in fact, Black's move is sente.

2. Model architecture

Learning Go is a difficult task, not only for humans but also for machine learning models. AlphaZero network needs to be trained for many days on a strong computer to achieve a super-human level. As I did not have sufficient resources to train such a model myself, I needed to resort to a technique called fine-tuning.

Fine-tuning is a common technique in machine learning in which one takes a network which was trained for a long period of time on a huge data-set (probably by a rich company) and tweaks it for a specific task at hand. As the pre-trained network has seen a lot of data, it has been able to acquire a profound understanding of a given domain. It is therefore much cheaper to fine-tune to another task related to that domain than training a network from scratch.

I decided to make use of a pre-trained model based on an AlphaZero architecture found on GitHub (Nguyen, 2022). The model is a clean reimplementation of the solution described in the original paper, despite being smaller (having fewer residual blocks).

The model's input is eight most recent board positions encoded as 19x19 matrices of 1's, 0's and -1's. An additional, 9th matrix is filled with 1's if Black is at turn, and with -1's otherwise. Originally, in AlphaZero these should be the most recent whole-board positions, taken from the game. In my fine-tuned network, these are positions which appeared in a local se-

quence. The sequence I choose might have less than eight moves, in which case I replicate the earliest position in this sequence to match the required size of the input tensor.

The input is processed by a backbone consisting of five residual blocks, using 3x3 convolution and 128 hidden channels. In AlphaZero, the output of the last residual block is fed into two network heads which comprise of a 1x1 convolution, followed by one or two fully-connected layers. One head predicts best moves on the board, and the other - winning chances.

My model does not need these two heads, and so I replaced them with a new head which predicts correct local moves. The new head follows the architecture of the original policy head. As an input, the head accepts the output of the backbone's last residual block and a matrix representing an undecided local position. The matrix has 1's at cells corresponding to the local position, and 0's everywhere else. As the output, it yields 723 numbers summing to 1, which represent probabilities of Black and White moves being correct plays in the local position.

3. Training data construction

Preparation of training data for the network was the largest part of the project. There are no big datasets of local positions with marked correct moves. Creating such a dataset by hand would be too much work, given that neural networks require many thousands of examples for training. Luckily, preparing a good dataset is possible with publicly available tools.

I depict the data collection procedure on Figures from 6 to 9. As a source of endgame positions, I took self-play games of KataGo2). I navigated to a

2) They are available at <https://katagoarchive.org/g170/selfplay/index.html>

late stage of the game when roughly 80% of all moves were played. Then, I segmented a board into secure territories of Black's and White's and undecided local positions using KataGo network.

One of KataGo's outputs is ownership prediction for each intersection. Here, -1 denotes certainty of territory being White's, and 1 - of being Black's. I used thresholds of -0.9 and 0.9. Everything between these two numbers was interpreted as not full certainty and judged as an intersection of undecided ownership. Next, I grouped such intersections into connected components, and labeled each component as a distinct undecided local position.

Such a procedure does not guarantee that the detected local positions are independent of each other. A closer look at two pairs of local positions in the upper left quarter of the board on Figure 6 shows far distance dependencies between them. A move in one such position might make a move in another one sente. The presence of such situations in selected data introduces noise to training. However, one might expect that the effect will not be very strong, and should not bias the network too much towards any specific type of incorrect predictions.

Additionally, I check the ownership map for the final position in the game, and blacklist all intersections which in the endgame seemed to belong to a secure territory of one color, but ended up seized by the other color. This blacklisting serves later to avoid teaching the network about moves which most probably did not follow orthodox play and were played because of far-distant relationships on the board, such as ko fights.

Furthermore, I find a complete segmentation of the board into regions around the labeled local positions (and the blacklisted area of changing ownership). For every intersection, I calculate its distance to the nearest labeled

local position using the BFS algorithm.

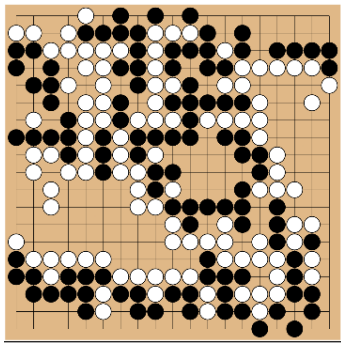


Figure 6. Whole-board endgame position taken from a KataGo self-play game

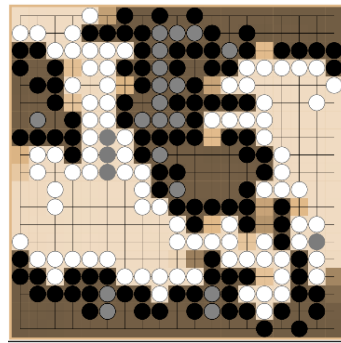


Figure 7. Ownership map predicted by KataGo

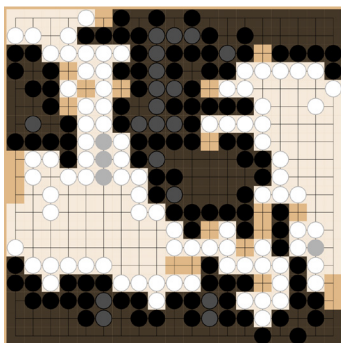


Figure 8. Discretized ownership map

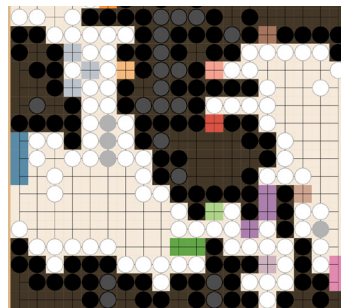


Figure 9. Connected components of undecided ownership labeled as different local positions

Next, I look at all moves starting from the chosen endgame position until the end of the game, and assign each move to the region of the complete segmentation in which it was played. This way, for every region I obtain a local sequence of moves. Commonly, all moves played within such a region

should be related to the corresponding labeled local position. In these sequences, moves are not necessarily played alternately by Black and White.

Finally, for each move of a local sequence, I set the positions which appeared in the sequence until this move as an input to the network and the next move (or lack thereof) - as the target. An example datapoint is presented on Figure 10. The position on the rest of the board looks quite random - I give an explanation for this in the next chapter.

Importantly, such construction of training data should help the network learn about sente moves. In case the previous move in the local sequence was sente, the target to the network would almost always be the opponent's answer to that move. It might seem worrisome that in case of gote moves also only a move of one color will be presented as a target. However, in such situations, the network has no way to guess which player got the next move, so to minimize the loss function the network will try to predict roughly 50% probability for a move of Black, and 50% for a move of White.

In my master's thesis (Frejلاك 2024), I trained a neural network using a bit different training data. Most important difference is that in the original approach, I looked for only one future move for a given local position, and not for a full local variation played out in the endgame. This way, I was not able to present the network with a local context of a move except for the single local position in which the previous move was played.

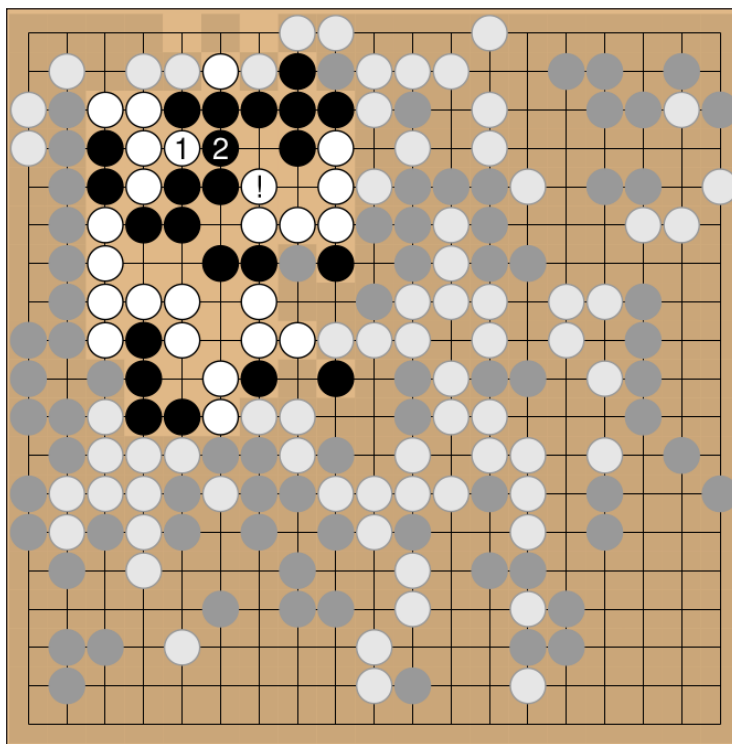


Figure 10. Example training datapoint. Whole-board position with a local sequence of length 2 is presented to the network. The move with an exclamation mark is the target.

4. Data augmentation and sampling

Data augmentation is a common procedure in deep learning aimed at making the model more robust. Oftentimes, a training dataset might be biased in one way or another. For example, a dataset of photos might consist mostly of photos which were shot straight, without rotating the camera. Training a network on such a dataset might make the network perform poorly on tilted photos. Therefore, a common augmentation technique is intro-

ducing random rotations to the input pictures.

Experimenting with my network, I also noticed that it becomes biased toward certain properties of its inputs. I initially trained the network using whole-board endgame positions, and the network ended up giving strange results for a local position laid on an empty board. To bypass this problem, during training I randomly remove stones from the go board outside of the current region of interest. I randomly sample the proportion of stones which should be removed, and then multiply the input matrices by a binary mask sampled randomly according to that proportion.

I apply augmentation also for the local position masks. I randomly choose how broad the neighborhood of the undecided local position should be included in the mask, and randomly exclude some of the intersections on the mask's border to introduce some irregularity in data.

Finally, I calculate some statistics for the created dataset. I noticed that most of the undecided positions are small, with only 1, 2, or 3 intersections. Also, in most positions the local sequences are short. Many of these positions are quite uninteresting having e.g. only one neutral point to be taken by one of the colors. To not flood my network with such simple tasks, I randomly remove from the dataset a chosen proportion of positions of small size and sequence lengths.

5. Training procedure

I train the network on a dataset of 4.7 million endgame positions. The training ran for around 10 epochs which took around 2 days on a laptop with NVIDIA RTX3080 graphic card. I start with the learning rate of $1e-3$ and half it every 10.000 steps. The batch size is 256, so one step corresponds

to 256 endgame positions. I reset the training several times, going back to a higher learning rate.

As a loss function, I use a cross entropy applied to predicted move probabilities. Preliminary results showed me that the network struggles when it comes to predicting that the position is terminal. Therefore, in positions where no move should be predicted, I introduce an additional penalty for predicting anything else than no move in such positions. I sum up softmaxed predictions for all moves, multiply this term by parameter λ which I set to 6, and add it to the cross-entropy loss.

An important change compared to my master's thesis is not penalizing the network for predicting moves outside of the masked region. I found out that the network anyway quickly learns to play moves in the given local position. Moreover, this way I acquire more freedom in choosing a mask of a local position. The mask could be as small as one intersection and still the network realizes which local position this intersection points to. It makes the program more convenient to use, as the user does not need to necessarily mark all intersections which might change ownership.

6. Calculating temperature

Having a model which predicts probabilities for local moves, I calculate a temperature of a given local position in the following way.

First, a variation tree is built. The root node corresponds to the initial endgame position. Then, for each tree node, child nodes are added based on predicted probabilities:

- If the probability of no move exceeds 30%, no child nodes are added.
- Otherwise, if the sum of probabilities for *moves* of one color exceeds

85%, it is judged that we are dealing with sente, and only moves for that color are added.

- Otherwise, moves for both colors are added.
- For a given color, moves are added if their probability exceeds 30% of the total probability for that color. If no move's probability exceeds this threshold, then a single move with the highest probability is added.
- As an exception, in the root node always moves for both colors are added, no matter the relative sum probabilities of Black's and White's moves.

Thresholds used during the tree expansion were chosen a posteriori for a trained neural network.

With this tree expansion strategy, the program should find all variations following optimal play, provided that the model's predictions are close enough to perfect.

The nodes with no children are judged as terminal, and the final local result in them is assessed using KataGo's ownership map. The ownership predictions for each intersection are rounded to integers: -1 for White, 0 for no ownership, e.g. in seki, 1 for Black. These integers are summed within the region marked as the local position, yielding a local score under area scoring.

Having evaluated all leaf nodes in the tree, the results are aggregated, using an algorithm developed by Łukasz Lew (Lew and Frejlak, 2024). One caveat is that the algorithm requires each node of a tree to either be terminal, or to have children of both colors. A question arises what child node should be added to the tree, in case when the network predicts that almost certainly

the next move will be played by a specific color. Since initially I expected such a situation to appear precisely when the previous move played was sente, a natural idea was to add an artificial child for a continuation of the sente move, with an evaluation very much favoring the player who played that move. This way, we would not consider any additional variation on a Go board.

However, this approach fails because the high probability of a specific color getting the next move is predicted by the network also in case the next move is going to be sente for one of the players. I concluded that there is no clean way to establish what artificial child should be added to the tree, as it is impossible to distinguish the situation of the next move being sente and the previous move being sente by mere looking at the network predictions.

This led me to another solution. Apart from using thresholds for a usual tree expansion, I also ensure that for every position, at least one Black's and one White's move is considered. However, in case the probability of a given color getting the next move is below the chosen threshold, I treat a node after such a move as terminal and do not consider any further variations after it. Instead, I evaluate the expected local score in that node using the KataGo ownership map. This solution is not ideal but works in most cases. I offer further discussion on this issue in Section VI.

V. Results

While the neural network is trained on a large dataset to predict next local moves, a real test for my program is how it performs on a harder task: expanding a variation tree to calculate the local temperature. To yield the cor-

rect results, the neural network predictions need to be quite accurate for every position appearing in every local variation. I tested the program on a set of actual endgame problems, designed for players learning endgame theory. To my best knowledge, my program is the first one in the world designed in a way which allows for solving such tasks.

I took the test set of 100 problems from the GoMagic course called “Endgame for Nerds” (Frejlak 2022). The problems are of varying difficulty, featuring a lot of common endgame positions and guiding the student through concepts such as moves with continuation, sente and ko.

My program finds the correct local temperature in 65 out of 100 problems.

1. Comparison with baseline

To date, there are no other programs which could be tested on the same problem set. To still somehow quantify how good the achieved results are, I design two other approaches.

The first approach does not use the network I trained, and deploys the KataGo network instead. As explained before, KataGo is not designed for this specific task, but still one can try to get the most out of it by looking for moves with highest probability within a local region of the board. There is also a natural way of telling a position terminal. In case KataGo predicts every intersection to be either Black’s or White’s with high certainty, territory borders are most probably fixed, and the tree expansion can stop.

As KataGo does not predict move probabilities for both colors in a joint manner, there is no easy way to tell that certain moves are sente. As explained in Section III, this leads to a dramatic growth of the tree size, in

case the position was not clearly bounded by walls of stones from the very beginning. To ensure that calculations end in real time, I limit the length of considered variations to 12. Positions after this many moves are treated as terminal and evaluated using the ownership map. Then, the local scores are aggregated using the same algorithm as in my original program.

With this approach, the program correctly solves 14 out of 100 problems.

For the sake of another comparison, I test one more approach. In each of the problems, I put by hand all correct local variations. This way, I am simulating how an ideal trained neural network should guide the construction of the variation tree. Local scores in terminal positions are calculated from KataGo's ownership maps, and aggregated with the same algorithm grounded in CGT. Correct answers are obtained for 97 out of 100 problems.

This experiment shows that the program design is not flawless. Even if the neural network worked perfectly, the program would still fail to always find the correct local temperature. On the other hand, 97% accuracy is very high, showing that there is still a lot of room for the network to grow.

Mistakes in the three problems come from two different sources. In case of one problem KataGo's evaluation for a non-terminal position is at fault. I evaluate a non-terminal position if the network assigned a very low probability to moves of one color. In case this was a sente move, the continuation of that move should lead to a position significantly better for the player - this should be then reflected in KataGo's evaluation, and lead to a correct calculation of the temperature-finding algorithm, which will disregard the node corresponding to that move. However, in case of the problem shown on Figure 11, not only White's move at 1 is sente but also their continuation is sente - with a much larger continuation as it threatens to kill Black's corner. This leads KataGo network to predict that Black will surely respond to

White's 2, and this certainty is also reflected in its ownership map, yielding too high local score for Black, which hinders correct temperature calculations. While this situation appears only in one of the 100 problems, it shows an inherent limitation to the approach I chose in my program.

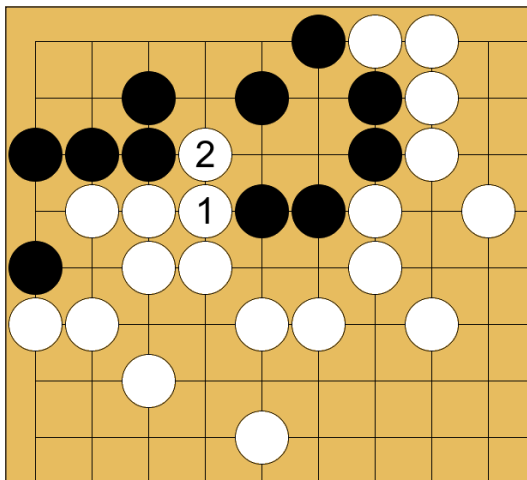


Figure 11. Failure of the procedure of evaluating continuations of sente moves.

Two more mistakes come from incorrect assessments of final scores in terminal positions. Usually, KataGo’s assessments of intersection ownerships for terminal positions are highly accurate. However, in the presented problems, secure territories are not marked very clearly. Apparently, KataGo sometimes still sees a weakness in a player’s shape and does not judge some intersection as secure territory, subject to chosen threshold.

2. Qualitative analysis

I inspected variation trees built by my program both in problems which it solved correctly and in which it made mistakes. The program learned very well to recognize sente moves. Also, the presence of various types of kos in the problems did not pose difficulties to the program³⁾.

Many of the program's mistakes come from the network not knowing certain endgame techniques. For example, in the problem shown on Figure 12, the network does not realize that White's best move is a monkey jump. Only variations after White's turn and White's knight's move are added to the tree, and consequently the local temperature is estimated as 7 points, and not 9 points which would be the correct answer.

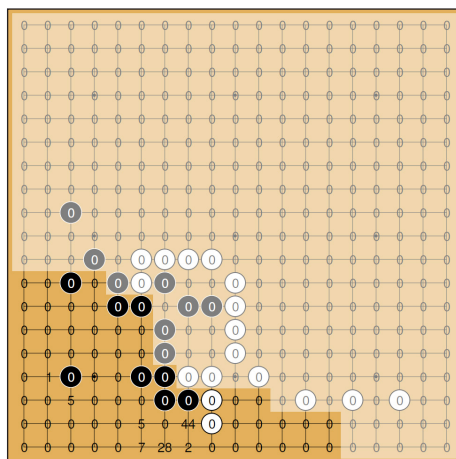


Figure 12. Predictions for best local moves of White in percentages. The network assigns only a 7% probability to the monkey jump.

3) In CGT analysis, kos are generally quite problematic. There are lots of unusual types of kos, some of which are difficult to mathematically formalize. However, most kos appearing in practice in Go endgames, fall into the category of placid kos, which can be successfully analyzed using classical CGT tools.

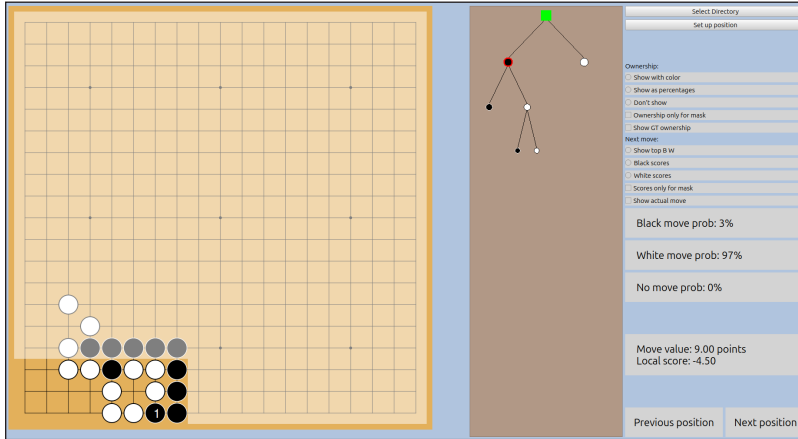


Figure 13. A position in which the network for an unknown reason predicts much higher probability for White's moves. (Screenshot from a GUI I developed for my program)

Another type of mistakes appears in situations where no more moves of value higher than 0 points are left, but the position still needs to be fixed by playing moves threatening a large continuation. An example position is shown on Figure 13. In such positions the network should ideally predict 50% chances of playing for each of the colors. However, I observe that in practice the network predicts a much higher probability for the player who can threaten saving their dead stones. In practice, the program treats the position as if it contained a sente move, expanding the variation after the other player's move only to the depth of 1. This sometimes leads to incorrect calculations, if the KataGo's evaluation of a non-terminal position is inaccurate.

It is difficult for me to understand why the network learned to assess such a high probability for one of the colors. Intuitively, I would rather expect that in the training data, analogous positions should have both continuations by Black and by White.

VI. Future work

There are several areas in which one could seek to improve my program. First of all, taking a stronger pre-trained model for fine-tuning might lead to better performance. The network which I used was pre-trained only on a 9x9 board. In consequence, it might have not learned about some common tesujis met in 19x19 endgames, and so it might be difficult to master them during fine-tuning. There are multiple open-source programs which could be used, such as LeelaZero, ELF OpenGo, or KataGo.

Another direction might be trying to improve the quality of the training data. Visual inspection of training data currently fed into the network leads me to suspicion, that the proportion of interesting endgame positions, including tesujis such as a monkey jump, is too low, with the majority of positions featuring quite obvious play such as 1-point moves or filling neutral points. I tried to overcome this issue by keeping only a small proportion of positions in which the number of undecided intersections or the number of moves left in the local variation was low. However, one could still think of many other heuristics for detecting which training examples might be more educative for the network. For example, one could try to estimate the local temperatures in sampled positions, e.g. reusing the already trained network (but probably without expanding a variation tree too much, as it is computationally expensive).

Finally, one can try to alter the architectural choices taken in this work. One idea which is certainly worth trying is teaching the network the distinction between sente moves and answers to sente moves. In both of these

situations a probability of getting the next move should be higher for one of the colors. However, as discussed in Section IV, it is problematic for the temperature calculation algorithm if these two cases are not distinguished by the network. To tackle this problem, one could make the network predict another piece of information, namely whether the next local move is likely to be played immediately after the previous one. This should hold for answers to sente moves, but generally should not hold for sente moves themselves.

Having such additional information about sente moves predicted by the network, one could simplify the tree expansion process. If the next move is judged to be an answer to a sente move, then one could add an artificial node to the variation tree with evaluation strongly favoring the player who has just played. There is no need to consider which specific move is the correct continuation and get a KataGo evaluation for it, despite the position not being terminal. On the other hand, if the next move is judged to be sente, then there is no harm in normally expanding the tree for the opponent's reverse sente move. The tree will not grow too much as we should not run into the trap of entering a secure territory described in Section III. Instead, such an expansion can help to confirm or refute the initial assumption of the move being a reverse sente.

Conclusion

The solution developed in my master's thesis and improved for this work is the first program in the world that facilitates CGT analysis of local endgame positions taken from real games. The program correctly estimates the local

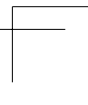
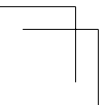
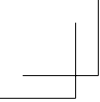
temperature in 65 out of 100 endgame problems designed for Go practitioners. While this number is much higher than what one could get by using existing Go-playing programs such as KataGo, there is still a lot of space for improvement. Importantly, the program should still be improved before it can be used as a teaching tool for Go players.

References

- Berlekamp, E. (1996) The economist's view of combinatorial games, Games of No Chance: 365-405
- Berlekamp, E. and Wolfe, D. (1994) Mathematical Go: Chilling Gets the Last Point.
- Conway, J. (1976) On numbers and games
- Frejlak, S. (2020) Katago's yose: Go endgame theory and deep residual networks, <https://github.com/siasio/EndgameBot/blob/main/1000-LIC-MAT-297313.pdf>
- Frejlak, S. (2022) Video course "endgame for nerds", Go Magic, <https://gomagic.org/courses/endgame-for-nerds/>
- Frejlak, S. (2024) Deep learning and combinatorial game theory; evaluating temperatures in the game of go, https://github.com/siasio/EndgameBot/blob/main/Frejlak-masters_thesis-final.pdf
- Müller, M. (1995) Computer go as a sum of local games: an application of combinatorial game theory
- Nguyen, T. (2022) Alphazero in jax using deepmind mctx library, <https://github.com/NTT123/a0-jax>
- Lew, Ł. and Frejlak, S. (2024) Finding temperatures through iterative pseudo-stop search
- Siegel, A. (2013) Combinatorial Game Theory
- Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A. et al. (2017) Mastering the game of go without human knowledge, nature 550(7676): 354–359
- Törmänen, A. (2019), Rational Endgame
- Wolfe, D. (2002) Go endgames are pspace-hard
- Wu, D. (2020) Accelerating self-play learning in go

Received: 15, November, 2024

Accepted: 20, November, 2024



Pairgoth: A Modern and Flexible Software for Efficient Go Tournament Organization

Théo Barollet, Claude Brisson, Quentin Rendu

Abstract

Pairing players during a Go tournament is a complex task. One must register the

players, pair them using a pairing system, gather the results and display the information to the players. Several standalone programs offer these functionalities, however they are often game-specific and maintained and developed by a single person. The pairing itself is non-trivial, because of different pairing systems and of many parameters influencing them. This creates challenges for an intuitive user interface which can be used by non-experts tournament organizers.

In this article, Pairgoth is presented, a new pairing software inspired from Opengotha, a mainstream Go pairing software heavily used in Europe. Several improvements have been added to the pairing algorithm, which has also been made more generic. New pairing systems can easily be implemented in Pairgoth. Although initially designed for Go, it can easily be used for other games such as Chess, Shogi or Scrabble. Pairgoth consists of a pairing en-

gine coupled with a web-based user interface. This allows management of the tournament from several machines, including smartphones. It already supports Swiss and MacMahon pairing systems, while more options are currently under development (Round-Robin, accelerated Swiss, Amalfi, ...).

Pairgoth was tested in real conditions at the international Grenoble tournament (TIGGRE 2024, 5 rounds Mac-Mahon tournament with top group and super top-group, 158 players from 29k to 7d) and at international Paris tournament (51st TIP, 6 rounds Mac-Mahon tournament with top-group, 160 players from 30k to 8d). Pairgoth was also successfully used during the 2024 European Go Congress in Toulouse, where nearly a thousand players participated. It was used for the prestigious main tournament as well as the majority of the side tournaments. It was recently used in the 2024 KPMC edition, making Pairgoth used in several countries.

On top of presenting Pairgoth, this article also tackles challenges encountered in pairing engines such as deterministic randomness, non-uniqueness of pairings, and the computation of fair standing criteria.

I. Introduction

To our knowledge there is no commercial tournament organizing program for the game of Go. These programs are often developed by individuals and shared gracefully with the Go community. To our mind, this brings two problems:

- We cannot expect a single individual to be an expert in developing user interfaces, manipulating the underlying graph theory for pairing players, writing a correct and bug-free pairing engine and having a lot of experience in tournament organizing so the software can solve all or nearly all the real case problems we can encounter in a tournament. These skills are summarized in Figure 1 and we believe it is quite improbable that they can be mastered by a single person.
- It is difficult to keep the time and motivation to develop a Go software in the long run so some tournament softwares are still in use today but cannot be maintained anymore.

To develop Pairgoth, we kept the volunteer work model but we involved from the ground up several people in the development process to tackle these two issues. We tried to have multiple people for each skill represented in Figure 1 so that someone can leave the project or have a break from it without the whole project being stopped.



Figure 1: Tasks to develop a pairing software, the items on this mind map will be discussed throughout this article.

Motivations and other pairing programs

The main motivation for the development of *Pairgoth* is the 2024 European Go Congress (this will now be referred to as EGC 2024). The name Pairgoth is a blend word between the word “pairing” and “*Opengotha*”: a free pairing software unfortunately not maintained anymore. This software was used in many tournaments in Europe and we use it as a basis for *Pairgoth*.

The currently used pairing programs are not designed to handle such a big event with more than a thousand players. We lacked at least two features to solve our real case problems:

- Several referees should be able to enter results remotely at the same time in the software, because we will have several hundred results per round.
- The software should be usable with a smartphone so we don't need to give the private wifi access to everyone.

For example, *Opengotha* should be able to manage a thousand players but the tournament is accessible from a single machine so all the results must be entered on the same “master computer”. Its interface is not intuitive for new users but this would not have been a problem since we can rely on several expert tournament organizers at EGC 2024.

Another popular pairing program is MacMahon but it would have the same pitfall as *Opengotha* and has fewer tournament parameters.

An online software developed in North America by the website baduk.club caught our interest because it can be used online but the software is not mature enough and offers only a few tournament customization (<https://baduk.club/tools>).

II. Pairgoth architecture and challenges

The requirements for Go tournaments (including EGC 2024) are clearly understood, but it is not yet known if new use cases will arise. Additionally, Pairgoth is planned to be extended to other games that currently lack good pairing software, which may introduce unexpected use cases. Therefore, a modular architecture that can be easily extended in the future must be maintained.

We followed the primordial principle of the separation of concerns. Pairgoth comprises two distinct web applications:

1. an API Webapp, which encapsulates the pairing engine itself and exposes a REST API using JSON as in and out data formats.
2. A View Webapp, which exposes the HTML/Javascript web interface.

In a standard use case, both web applications are running inside the same web container, and custom automation tools (to import registered players, to publish results, to send notification emails, etc.) can easily be crafted:

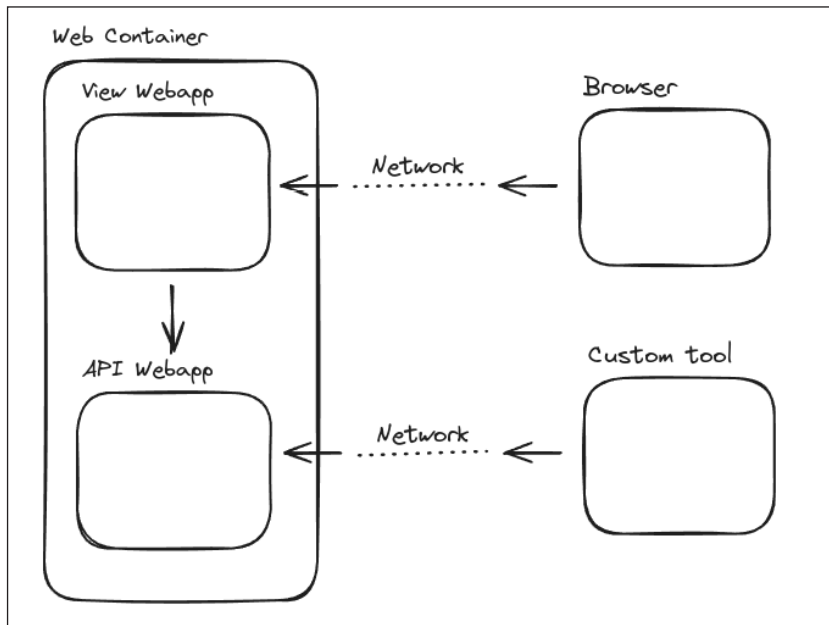


Figure 2a: Setup used for EGC2024, the left side is the server part and the right side can be multiple clients. The pairing engine is contained in the API Webapp.

Since the interface has been coded using a responsive layout, Pairgoth can already be used on a handheld device, but running inside a full-fledged mobile application is a future goal. For a mobile application, the browser and the View Webapp will both be embedded on the client side:

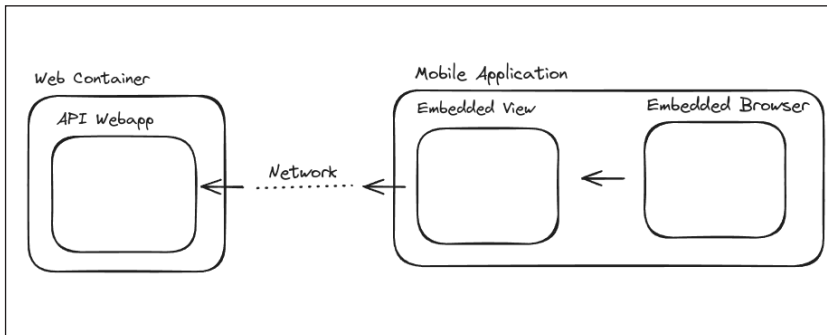


Figure 2b: Details of the mobile version of the application. The server is running on another machine (left side) and the mobile phone is represented on the right.

It's also worth noting that a web client/server application allows a de facto multi-user mode. In its current state, one user has to refresh its page to see changes committed by others. Future versions will make use of the Server Sent Events technology to have all changes be visible in real time.

The authentication layer is fully configurable and can be one of the following modes:

- “none” for when no authentication is needed, for instance, when running locally
- “sesame” to share a single password among a tournament organizers, ideal when *Pairgoth* is running on the local network
- “oauth” to allow a single-sign-on process by the use of an external authentication server

We see in Figure 2a that the majority of the architecture doesn't depend on the game played like Chess, Go or Scrabble and only the pairing engine

contained in the Webapp can change. So if we want to extend Pairgoth with a rare pairing system for a specific case or a specific game we don't have a lot of work to do. Once all the software is stable, we plan to add several new pairing algorithms and we wish external developers will be able to add their own and share them, as well as any useful import/export or publication tool using the API.

III. The pairing engine

Given a list of players and a set of criteria, the task of the pairing engine is to output a list of games which best fits the criteria. These criteria take into account the pairing system used (Swiss, Mac-Mahon, Round-Robin, ...) as well as tournament parameters (handicap correction, avoiding intra-club pairings, ...). In this section, a detailed description of the pairing algorithm is given.

1. Data representation

Following *OpenGotha* and *Mac-Mahon* softwares, a graph structure is used in Pairgoth. A graph is a mathematical object consisting of points (called vertices) linked together by lines (called edges). Each player is associated with a vertex and a game between two players is represented by the edge linking their vertices. An example of the graph representation of a pairing is shown in Figure 3(a). The graph represents 5 players (A to E) between which 2 games are played (A vs. C and B vs. D). Because of the odd numbers of players, player E is not paired (E is the bye player). Given the same 5

players, many other pairings are possible. In the next subsection, the general algorithm to find the best pairing is presented.

2. General pairing algorithm

To find the best pairing, weights are associated with each possible game. Games fitting the tournament criteria will be associated with a large weight, whereas unwanted games will be given a small weight.

The first step of the algorithm is to compute the weights for all the possible games. For each player i , one needs to loop over all the other players j and to compute $w(i,j)$ the weight associated to a game between i and j . Notice that for N players, the weight function is called $N*(N-1)$ times. A description of the weight function is given in the next subsection. A simplified example is shown in Fig. 3b where weights have been assigned to all the edges. In this simplified example, the weight has been assumed symmetric, whereas it might not be the case. If one of the criteria is to balance the number of times each player gets to play Black and White, $w(i,j)$ will be different from $w(j,i)$.

The second step of the algorithm is to find a pairing involving all the players which maximizes the sum of weights. In graph theory, this is called a maximum weight perfect matching. In *Pairgoth*, this optimization step is performed by the external library *jgraphT* (Dimitrios2020) relying on the Blossom V algorithm (Kolmogorov2009). The algorithm is guaranteed to give a maximum weight perfect matching. However, the solution might not be unique. If several maximum weight perfect matchings coexist, only one is returned.

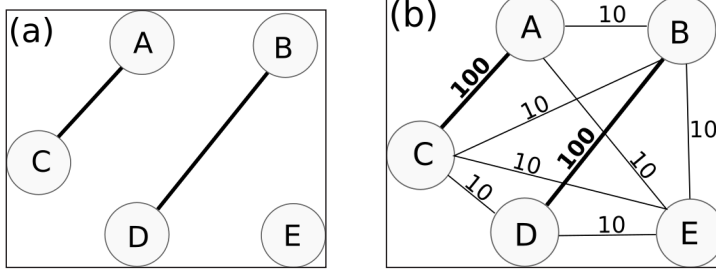


Figure 3: (a) A graph representation of pairings involving 5 players and two games (A vs. C and B vs. D) (b) A graph representation of all the possible games with the associated weights. The maximum weight perfect matching is shown in bold (A vs. C and B vs. D). E is the bye player.

3. Weighting function

Most of the complexity of the pairing engine lies in the weighting function. Pairgoth's weighting function is designed to reproduce OpenGotha evaluation function. This was especially useful during testing and debugging.

The weight associated with a game is computed as a sum of weights associated with different criteria. The exhaustive list of the criteria, ranked from most important to last, is the following (along with the associated function in Pairgoth 0.14):

1. players did not already play each other (`avoidDuplicatingGames`)
2. minimize score difference (`minimizeScoreDifference`)
3. add randomness to the pairings (`applyRandom`)
4. balance drawn-up and drawn-down (`applyDUDD`)
5. apply Split & Slip/Fold/Random (`applySeeding`)

6. balance White and Black for each player (`applyColorBalance`)
7. avoid intra-club/country pairings (`Geographical.apply`)

To tackle the importance of the different criteria, each of them has a defined maximum weight. The largest maximum weights are associated with the most important criteria. For instance, for a typical Go Mac-Mahon tournament, the maximum weight associated with avoiding duplicate games is 5000 times larger than the weight minimizing score difference, which is itself 100 times larger than the weight applying randomness. It is in general not recommended changing these maximal values, but it might be necessary when adapting Pairgoth to other games, or to modify the relative importance of the criteria.

In the next paragraphs, all the criteria are presented, as well as their main parameters. They are described in the default order presented above.

The first criterion makes sure that two players do not play more than one game in a given tournament. This can be deactivated, for instance, when organizing a Double Round-Robin tournament.

The second criterion minimizes the score difference between two paired players. In a Swiss system, it makes sure that players with the same number of wins will play together. In a Mac-Mahon tournament, it minimizes the Mac-Mahon score difference between two paired players, hence naturally minimizing the handicap (if any).

The third criterion allows for randomness. If selected, the players with the same score will be paired randomly and not along a standard Split & Slip/Fold/Random. If deterministic randomness is chosen, a given set of tournament parameters and players will always give the same pairings. Otherwise,

the pairings will be different.

The fourth criterion, referred to as Draw-up/Draw-down, handles odd groups of players. In that case, a player, called a floater, must be removed from the group and added to another group. A detailed description of this criterion and its parameters is given in the next subsection.

The fifth criterion applies a Split & Slip/Fold/Random (referred to as a seeding) inside a group of players with the same score. The three different seedings are described in Figure 4. Two different seedings can be used during a tournament, for instance Split & Random for the first two rounds and Split & Split for the remaining rounds.

The sixth criterion balances the number of times a player is playing Black or White.

The seventh criterion can be applied to avoid pairings between players of the same club or the same country. It can be parametrized using the preferred score gap. For instance, an intra-club pairing preferred score gap of 3 (default value) means that the pairing engine will prefer a game between players of different score (up to a difference of 3) over a game between players of the same club. Additional parameters include the threshold above which this criterion is not applied (for instance in the top group of a Mac-Mahon tournament).

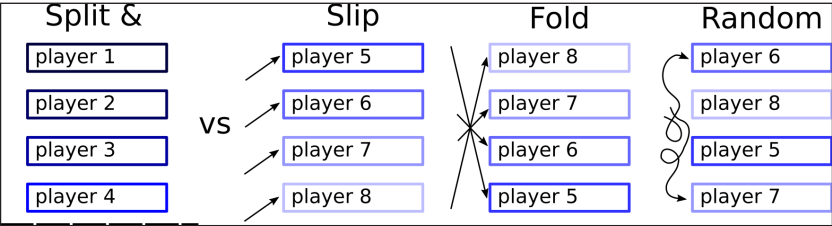


Figure 4: Sketch representing the three types of seeding. A group of ordered players (8 here) with the same score is first split into two equal parts who will play against each other. Keeping the initial order for the first part, the order of the players in the bottom part defines the type of seeding. In Slip, the order is unchanged. In Fold the order is reversed. In Random the order is randomly assigned.

Most of the pairing parameters are accessible through the UI. On the information page of the tournament are found the most important parameters, such as the system (Swiss, Mac-Mahon, ...), the number of rounds or the handicap settings. In Edit mode, the advanced parameters appear at the bottom, allowing users to tweak the seven criteria mentioned above. A sketch is shown in Figure 5.

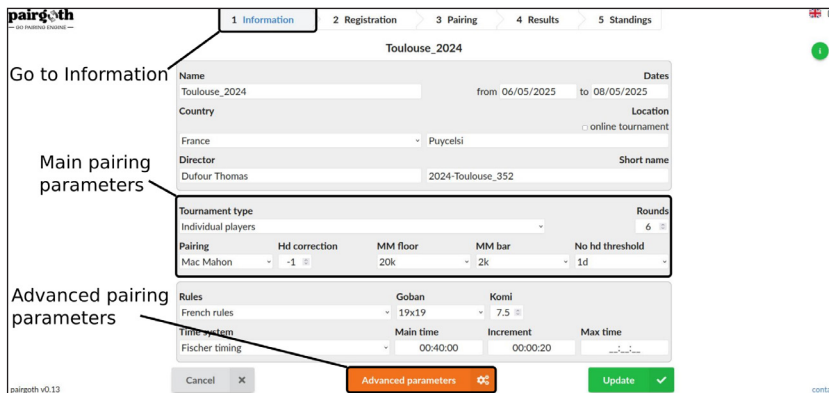


Figure 5: Sketch showing where to find all the pairing parameters in *Pairgoth*'s UI

4. Draw-up draw-down behavior

The draw-up/draw-down (DUDD) criterion might lead to non-intuitive behavior. This criterion is needed to deal with floaters, i.e. extra players in odd groups of players. One set of parameters deals with the choice of the extra players. One can choose to remove the player at the top, in the middle, or at the bottom of the group. This can be done independently for the upper and the lower groups. These choices are mandatory and are likely to affect the results of a tournament. In *Pairgoth*, the middle/middle choice is the default value.

In any case, a player which has previously been drawn-up (or drawn-down) is unlikely to be drawn again in the same sense. By default, *Pairgoth* will try to compensate a previous draw-up by a draw-down, and vice versa. This compensation can be deactivated in the advanced parameters.

When choosing to compensate for previous DUDD, it is recommended to

have the same parameter for the choice of the floater in both upper and lower groups (for instance middle/middle). In a Mac-Mahon tournament with a top group, a bottom/top choice can be made to protect the SOSOS of drawn-down top group players. However, if combined with the compensation for previous DUDD, the drawn-up players from the top of the second group will be drawn-down in the next rounds.

5. Towards fair standings in Go tournaments

When organizing a tournament, a compromise should be found between offering an enjoyable experience to all the players and having final standings which best reflect players performance. Some players might not be able, or might not choose, to play all the rounds. The pairing system should be robust enough to allow this without penalizing the players whose opponents did not play all the rounds. Notice that for some important events, playing all the rounds is a criterion to enter the top group. When it is not the case, or for the other players, one needs to define fair standings criteria. Without loss of generality, a Mac-Mahon tournament will be discussed in the next paragraph, as it is the most probable system for big tournaments.

The first standing criterion is the Mac-Mahon score (MMS), equal to the initial score plus the number of wins. A player skipping a round is awarded half a point of MMS (this can be adjusted to 0 or 1 in the advanced parameters). The MMS is not affected by opponents skipping a round.

A common second criterion is the Sum of Opponents Score (SOS), which is the sum of opponents MMS. A player skipping a round does not have an opponent for the said round, which will lower its SOS. To overcome this

issue, its initial MMS is added to its SOS for each skipped round. This is the default behavior, as well as OpenGotha's behavior. In Pairgoth, a new available option is to add its initial Mac-Mahon score plus half the number of rounds (corresponding to a 50% chance of winning each round). This method is believed to be fairer, especially in tournaments with a large number of rounds such as the European Go Congress Main Open tournament.

A common third criterion is the Sum of Opponents SOS (SOSOS). Thanks to the correction applied to the SOS of players who skipped rounds, the SOSOS can be computed naturally.

IV. Results and discussions

1. From beta to a robust software

Achieving a bug-free implementation of *Pairgoth* for EGC 2024 necessitates extensive testing across various tournaments of different sizes. We have shared *Pairgoth* with all tournament organizers in France and established a mailing list (pairgoth-dev@jeudego.org) to gather feedback. Pairgoth is accessible at the following URL: <https://pairgoth.jeudego.org/en/index-ffg>. This initiative has allowed us to resolve many bugs within the Pairgoth pairing system, as well as some pre-existing issues in OpenGotha.

Before using *Pairgoth* on large scale international tournaments, it has been thoroughly tested. Its first successful event was the international Grenoble tournament (TIGGRE 2024), which hosted 158 players ranging from 29 kyu to 7 dan. At the Paris international tournament, although *Pairgoth* could not be used alone due to printing issues, the pairings were successfully verified

with those of OpenGotha. Several small to medium-sized tournaments have also used Pairgoth, and any bugs encountered in the pairing system were not critical, with tournament organizers occasionally able to manually correct pairings. These issues, which have now been solved, helped to build up *Pairgoth's* reliability.

2. Pairgoth's achievements at major international Go tournaments

Pairgoth was successfully utilized during European Go Congress 2024, held in Toulouse from July 27th to August 11th. It handled three large-scale Mac-Mahon tournaments: the Open (10 rounds, 869 participants), the Rapid (8 rounds, 465 players) and the Weekend (5 rounds, 619 participants). The software's web-based interface facilitated collaboration among tournament organizers, allowing simultaneous real-time updates of the results. This was particularly useful for the Weekend tournaments which involved several rounds per day. On-site feedback from the organizers allowed real time adjustments of the software, improving its robustness and flexibility.

Pairgoth was adopted for the pairings of the 19th Korea Prime Minister Cup (KPMC), held in Taebaek from 20th to 26th September 2024. This annual tournament, organized by the Korean Baduk Association, is a world-class event welcoming players from all around the globe. This year, 60 countries were represented. The players (from 6k to 7d) were competing during a 7 rounds Swiss tournament. The integration of Pairgoth marked a significant advancement in the tournament's pairing process. Traditionally, initial round pairings were determined by random draws, which occasionally led to unbalanced matchups. In order to give everyone a chance while ensuring a reasonable rank difference for each game, the Split & Slip system was chosen. It

resulted in more balanced pairings and positive feedback from participants. The software's web-based interface also enhanced accessibility and ease of use for the organizers.

Overall, feedback from tournament organizers indicates that the new user interface is more intuitive and less cumbersome. The smartphone version of Pairgoth was partly used during KPMC, but has not yet been tested on a larger scale.

Although Pairgoth has mainly been used by French tournament organizers, it is beginning to expand worldwide, with notable adoption in Germany and the USA. Apart from French and English, the software is currently available in German and in Korean. We hope to see increased usage in the future, making it a new standard of Go tournaments organization.

V Conclusions

Pairgoth, a flexible pairing software, has been presented in this paper. It is currently used for efficient organization of Go tournaments, but can also be used for other games such as Chess, Shogi or Scrabble. Pairgoth is free and available under an open source license at <https://pairgoth.jeudego.org/en/index-ffg>. Pairgoth relies on a modular architecture, allowing easy maintenance and the possibility to add new pairing systems with minimal development. Features belonging to other games can also be easily implemented.

Pairgoth has been successfully used in several tournaments organized in France (including Grenoble and Paris international tournaments). It already reached users in Germany and the USA, and might be used for the Korean Prime Minister Cup (KPMC), showing a growing international community of

users.

Pairgoth stands out due to its innovative features, such as managing a tournament through multiple clients, the solidity of its theoretical basis, and the adaptability of its architecture. While Pairgoth is already a success, this achievement represents only the first step in the development of a modern and flexible pairing software that we hope will attract a large, international community of users, maintainers, and developers.

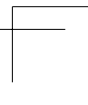
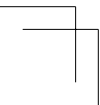
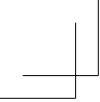
VI. References

Michail, D., Kinable, J., Naveh, B., & Sichi, J. V. (2020). JGraphT—A Java library for graph data structures and algorithms. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 46(2), 1-29.

Kolmogorov, V. (2009). Blossom V: a new implementation of a minimum cost perfect matching algorithm. *Mathematical Programming Computation*, 1, 43-67.

Received: 9, November, 2024

Accepted: 18, November, 2024



Go Game and Mathematics Learning in Third-Grade Elementary Classrooms: An Explorative Study

Xiuwen Wu

(National Louis University, United States)

Xinming Guo

(Math and Go Academy, United States)

Abstract

This article presents findings from a classroom-based research project examining the innovative integration of the ancient board game Go in third-grade classrooms within a suburban U.S. school district. The study involved six teachers and over 100 students. In Phase 1, the Go teacher provided six weekly on-site lessons and four monthly lessons in Phase 2. Each lesson consisted of approximately 10-15 minutes of instruction and 20 minutes of gameplay. The research sought to answer three key questions: 1) What adaptations are necessary for implementing Go as a game-based learning tool in classrooms? 2) What natural opportunities for learning and using mathematics arise from playing Go? 3) How do teachers and students perceive the game of Go?

Adapting the Go game was essential to make it better suited to the practical demands of the classroom setting. Smaller boards allow Go to fit easily within class periods and match students' beginner levels. Emphasizing the “natural” objective of the game — ensuring stones survive forever on the board — along with a simplified scoring rule based on counting surviving stones provided a student-friendly, concrete approach to gameplay. Additionally, rearranging the remaining stones into recognizable number shapes helped students count, recognize numbers quickly, and easily calculate and verify scores. These key adaptations also created a low-pressure, interactive way for students to practice foundational math skills in a game-based learning environment.

Data analysis revealed that students employed essential math skills aligned with the Common Core State Standards for Mathematics (CCSS-M) during Go games. Students with varying mathematical abilities demonstrated high levels of engagement and focused attention during Go lessons and games. As the project progressed, students moved away from counting stones individually and using skip counting to more efficient approaches to calculating their final scores, such as using number shapes and arrays for multiplication. This practice allowed students to engage in perceptual and conceptual subitizing - critical number sense skills that promote mastery of arithmetic. Arrays also helped students grasp the critical concepts of commutative and distributive properties of multiplication, which are visually evident on the Go game board.

This research provided empirical support for the connections between Grades K-3 CCSS-M standards and Go. Teachers observed that their students

frequently applied math skills during Go gameplay and experienced valuable opportunities to reinforce concepts from their ongoing math curriculum. Students reported using their math skills while playing Go. For example, when asked how to introduce Go to their friends, they noted that it can help them learn how to be a good leader and help them practice math skills. Some students described Go as “a cool, fun strategy game that’s sometimes challenging and uses a lot of math skills.” Notably, students with special needs, including those with Attention Deficit/Hyperactivity Disorder and Autism Spectrum Disorder, actively participated in Go games with their peers without disabilities, without needing their classroom aides. Teachers noted that Go games created an alternative low-anxiety math learning space in their mathematics classrooms. In addition to its mathematical benefits, teachers recognized that Go improved students’ attention, engagement, collaborative learning, and decision-making.

Keywords: Go game, game-based learning, mathematics education, numbers, learning standards, all learners.

I. Background

The struggle with mathematics is a pervasive problem in schools in the United States. Between 5% and 14% of all school-age students have significant math deficits and persistent difficulty with mathematics that impact their abilities to solve fundamental math problems (Hott et al., 2014; Mazzocco et al., 2011). At the heart of these difficulties are issues with numbers, a core characteristic of mathematical learning challenges, including math learning disabilities like dyscalculia (Chinn & Ashcroft, 2017). Besides experiencing a lack of mastery of number facts, students with math learning difficulties and disabilities might also have deficits in working memory functioning, visuospatial thinking, poor number sense, and math anxiety (Berch & Mazzocco, 2007). Starting from early elementary, students experience math anxiety and a low self-concept in their mathematical abilities—both significant factors influencing math achievement (Gurganus, 2017). Early interventions to improve children’s understanding of the relationships among numerals should start as soon as possible in schools to improve their math skills and reduce math anxiety (Geary, et al., 2013; Ramirez et al., 2017).

Games, including both digital and board games, can provide alternative learning spaces for students to enhance their cognition and academic skills (Steinkuehler & Squire, 2014). A critical factor in designing effective game-based learning environments is finding the right balance between teaching the subject and explaining how to play the game (Plass et al., 2010). Another important factor is selecting “good games” that strike a balance—neither too simple and boring nor too difficult and frustrating. These games allow students to play within their Zone of Proximal Development (ZPD) (Vygotsky, 1978) and gain the most from the instruction and feedback teachers or peers provide.

Teachers may use games for various purposes that are conducive to learning: enjoyment, motivation and engagement, the development of social skills, higher-level thinking, and improvement of mathematical knowledge (Bragg, 2012). Playing board games can create opportunities for children to practice their numeracy and spatial skills (Ramani & Eason, 2016) and provide them with “visual and spatial analogs of number representations that children can actively explore in a hands-on fashion” (p.292, Griffin, 2005). Games can also allow students to “encounter many opportunities to use numbers to make sense of quantity representations” (p.42, Griffin, 2005). Incorporating number-relevant board games can help children link math concepts and develop a positive attitude toward math (Petersen & Hyde, 2017).

Several neuroimaging studies have revealed that playing board games like Go relates to executive function and problem-solving skills. In a study by Kim et al. (2014), the researchers found that, after playing Go for 16 weeks, the students in the ADHD group showed notable improvement in inattention and executive function. The study also indicated the possible therapeutic effects of playing Go with students who have ADHD.

Go originated in China over 3,000 years ago, and Japan played a crucial role in introducing the game to the Western world in the late 1800s. It is “the oldest game still played in its original form” (American Go Association, <https://www.usgo.org/brief-history-go>). Over 46 million people worldwide know how to play Go, and an increasing number of Go fans in about 75 member nations across five continents (International Go Federation, <https://www.intergofed.org/>).

This groundbreaking classroom-based research aims to empirically investigate the benefits of playing Go in elementary classrooms, particularly for learning mathematics. It is the very likely first study in the U.S. to explore Go's connection to mathematical learning in the classroom. This study addresses the following questions: 1) What adaptations are necessary for implementing Go as a game-based learning tool in classrooms? 2) What natural opportunities for learning and using mathematics arise from playing Go? 3) How do teachers and students perceive the game of Go? The following sections of the article address each of the three questions in turn.

II. Research Methods

The study included six teachers and around one hundred third-grade students at a suburban elementary school in the Midwest, with the teachers working across four different classrooms. In the first phase, the Go game instructor conducted six weekly on-site lessons for students in their math classrooms. The second phase consisted of four monthly lessons, two held remotely via Zoom. In total, the study included ten game sessions. The Go instructor used “Go” and “Weiqi” interchangeably during instruction to refer to the game.

The five classes of students were split into two smaller groups of about 45 students each, who received Go game lessons at different times according to a pre-arranged schedule. Each lesson included approximately 10 to 15 minutes of direct instruction on Go strategies and 20 to 25 minutes of game-play. The lessons followed a consistent structure, beginning with the lesson

objective, one or two focal strategies, and a cumulative review of previously learned strategies.

The Go instructor used slides projected on a screen and a mini whiteboard for demonstrations, illustrating authentic game situations in each session that were directly related to school math concepts. For instance, after a demo game, he would ask students to share their scores and explain how they calculated them. While students played, he circulated the room, offering feedback and asking prompting questions that encouraged them to think critically about and apply math skills.

This qualitative study aimed to uncover natural moments during Go lessons where students applied their math skills and reasoning. In addition, it sought to explore participants' perceptions of how this strategy board game supports students' mathematics learning. To achieve these objectives, the researcher collected the following data:

- Beginning and end-of-project teacher surveys
- End-of-project teacher interview
- End-of-project student survey
- Student artifacts related to Go game (e.g., completed score tables)
- Videos of gameplay
- Observational notes

These diverse data sources ensured data triangulation and a more comprehensive understanding of the phenomena (Miles & Huberman, 1994; Silverman, 2022). The initial and end-of-project teacher and student surveys pro-

vided insights into how teachers' views on the game evolved and allowed for comparing teacher and student responses. End-of-project teacher interviews, conducted via Zoom, offered an in-depth look at teachers' perceptions of the mathematical learning opportunities presented by Go and their observations on student engagement across high, average, and low math achievers. The teacher surveys included matching questions to help identify whether teachers' observations of student engagement and math use during gameplay aligned with students' reported experiences. Classroom observations and video clips further documented significant instances of student interactions and discussions about Go, especially moments that organically linked the game to mathematics.

Both deductive and inductive approaches were used to analyze and code the data. This process revealed themes and patterns related to students' engagement and mathematical learning through gameplay. As the analysis progressed, data were recoded to refine and clarify these emerging themes, offering deeper insights into how Go supported students' mathematical reasoning, skill application, and other aspects of learning.

III. Results

1. Adaptations to Go Game-Based Learning in Classrooms

Designing effective game-based learning begins with selecting good games. Go is an excellent example, which is inherently engaging and increasingly challenging. It embodies four key characteristics: Simple, Elegant,

Profound, and Abstract (SEPA). Although Go is easy to learn, it offers depth and complexity suitable for players of all skill levels, from novice to expert. However, even great board games like Go require some adaptation to fit the unique demands of classroom settings, such as curriculum requirements, time constraints, students' knowledge levels, and other factors.

1.1 Adapting the Go Classroom Set

Go is a strategy board game in which two players take turns placing their pieces—black and white stones—on the vacant intersections of a 19 x 19 board/grid. However, this format is more suited to adult and skilled players rather than meeting the needs of novice players in U.S. elementary classrooms.

With each mathematics class typically lasting 30 to 50 minutes at the school of study, it is essential to adapt the game using smaller boards: 6 x 6 or 7 x 7. The 6 x 6 board is typically used for teacher demonstrations and introductory gameplay, while the 7 x 7 boards are used as students progress to the next level.

We also created Go classroom sets to make it a low-maintenance game for busy teachers. Each classroom set includes a handled plastic storage container holding Mini-Go sets (pairs of small, transparent boxes for black and white stones) for the students in the classroom. Additionally, teachers receive a magnetic demo board with magnets to facilitate quick game demonstrations.

1.2 Adopting the “Natural” Rule for Go Gameplay

To introduce Go to absolute beginners in the classroom, we reframed the game’s goal and introduced the “natural” rule to make it more accessible and engaging. Each player takes on the role of a country’s leader, with their stones representing their people, aiming to keep as many of their people on the board as possible. The final score, or “population score,” is determined by the number of stones surviving at the game’s end. Techniques to achieve this include making two eyes, capturing the opponent’s stones, and building up territories.

Figure 1 below illustrates the progression of a Go game, from an empty board at the start to the end, when both players pass, leaving two eyes for their groups of stones to ensure survival forever. The two eyes protect them from being captured by their opponents.

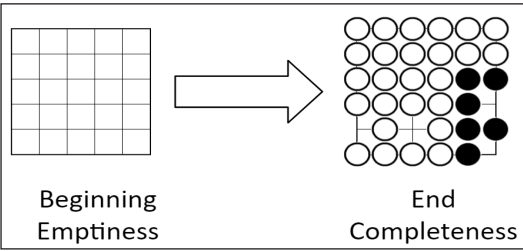


Figure 1. From an Empty Board to Completion

Aligned with the adapted game goal is a natural counting rule: a player’s final score is the total number of surviving stones, or “population,” remaining on the board at the completion of the game. This absolute counting method is more straightforward for elementary students new to Go, as counting

stones is more concrete than calculating territories, defined by empty intersections surrounded by the player’s stones. To assist with score calculation, students learn the “rearrange” method to organize their surviving stones into easy-to-recognize shapes to facilitate instant number recognition and cross-verification with their opponents. Figure 2 shows how a group of ten black stones in the left image can be rearranged into a rectangular shape representing the number ten in the right image.

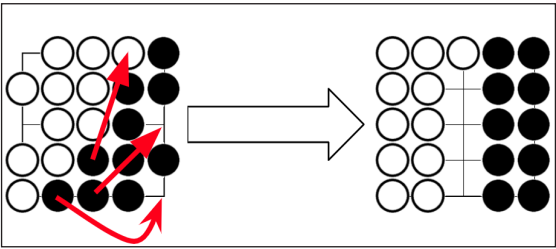


Figure 2. Rearrangement Stones into Number Shapes

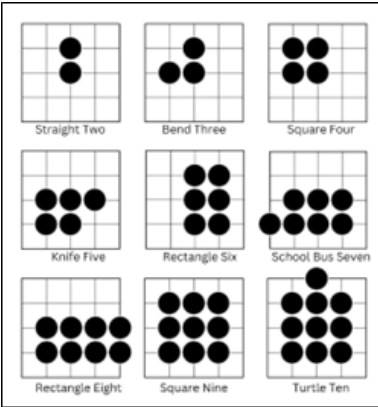


Figure 3 displays the names of the basic number shapes used in the classroom version of Go:

Each number shape is assigned a unique name, making it easier for students to remember and communicate them to each other. One activity linked to these shapes is the “flash and tell” exercise, where the Go instructor quickly displays a number shape, hides it, and asks students to identify the number they saw. This activity aligns well with the CCSSM standards, particularly those related to counting objects arranged in different configurations. However, unlike basic counting tasks, the number-shape activity in Go is aimed at efficiency. Instead of counting one by one, students subitize and recognize groups of objects, particularly by tens.

The number shapes are designed to enhance students’ perceptual and conceptual subitizing abilities, which are crucial for mastering number operations (Clements, 1999; Sarama & Clements, 2009; Starkey & McCandliss, 2014). “Directing children’s attention to patterns through perceptual and especially conceptual subitizing helps children develop abstract number and arithmetic strategies” (Institute of Medicine and National Research Council, 2015, p.123). This skill is essential because many students with mathematical difficulties rely on immature counting strategies to solve simple arithmetic problems. A lack of these foundational competencies has been linked to mathematics learning disabilities and difficulties (Berch & Mazzocco, 2007; Butterworth, 2018). The number shape activity not only supports Go gameplay through efficient score calculation but also provides students with a practical opportunity to practice and strengthen their math skills.

1.3 Adapting How Core Strategies Are Introduced

The key concept in this game is *Qi or liberty*. For a stone to stay on the board, it must have at least one Qi, which is any vacant intersection directly

connected to the stone (up, down, left, or right, but not diagonally). Qi is introduced to students as an energy source, similar to an air supply, with supporting visuals illustrating this idea. Simple, memorable phrases like “No Qi, No Life” reinforce this concept for students. The instruction on Qi is effectively conveyed using diagrams, such as those shown in Figure 4.

In image A of Figure 4, the black stone near the center of the board has four vacant points adjacent to it, connected by vertical and horizontal lines. These represent four Qi points. In image B, the black stone positioned at the edge has three Qi points, while the white stone in the lower right corner has only two Qi points. The Go instructor used the Qi concept, as shown in these diagrams, to guide students in thinking strategically about where to place their stones at the start of the game.

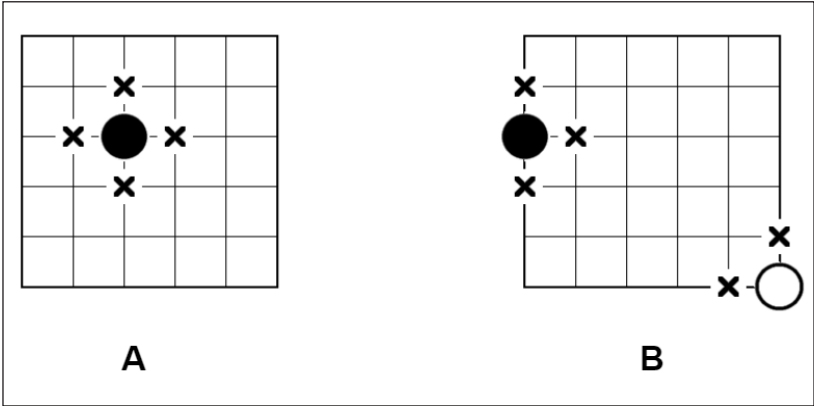


Figure 4. Concept of *Qi* (liberty)

Another key concept introduced to the students is the capture rule. Capture consists of three steps: 1) Discover that your opponent’s stone or group of

stones has only one Qi remaining, 2) place your stone to take away the last Qi, and 3) remove all Qi-less stones from the board. In Figure 5 below, image A shows a black stone with only one Qi left (indicated by the cross sign). The white stone player spots this opportunity and places a white stone there to eliminate the black stone's final Qi. The black stone is captured and removed instantly from the board, as shown in image C. Similar scenarios with a string of stones are also introduced during the instruction.

The instructor also introduces strategies, such as connecting stones to increase Qi, the concept of groups, and other techniques, throughout the instructional periods and as opportunities for incidental teaching arise during students' gameplay. One guideline for recruiting students' interest in the game is to enable them to start playing as soon as possible, usually within 15 minutes of the introduction in the first class.

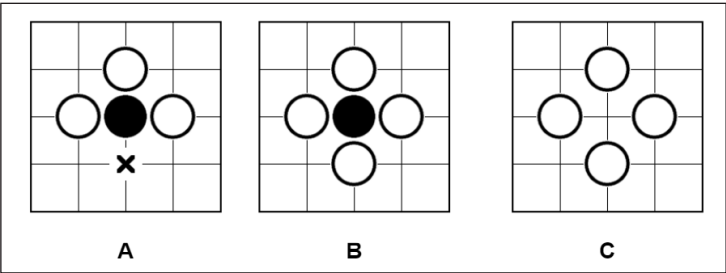


Figure 5. Steps of Capture

2. Natural Opportunities for Learning and Using Mathematics

2.1 Correlation Between Go and Math Learning Standards

In our implementation of Go in educational contexts, we highlight that it is not merely a game of strategy but, more importantly, a game of numbers that can assist teachers in helping students achieve the Common Core State Standards for Mathematics (CCSSM). Adopted by most states in the United States, these standards outline what students should know and be able to do in mathematics from kindergarten to 12th grade.

An item-by-item analysis of CCSSM, using the following Correlation Model, found that Go addresses roughly 60% of the K-3 mathematics learning standards across three key domains: Counting & Cardinality, Number & Operations in Base Ten, and Operations & Algebraic Thinking. This model generates five scores that show how each math standard is represented in Go gameplay.

Score	Definition	Explanation	CCSSM Standards
4	Inherent connection	Directly applied in Go game (e.g., counting temporary and final scores, identifying scores through subitizing -- instant recognition of the number of stones on the board.)	<p>K.CC.2 Count forward beginning from a given number within the known sequence (instead of having to begin at 1).</p> <p>K.CC.5. Count to answer “how many?” questions about as many as 20 things arranged in a line, a rectangular array, or a circle, or as many as 10 things in a scattered configuration; given a number from 1–20, count out that many objects.</p> <p>K.CC.6 Identify whether the number of objects in one group is greater than, less than, or equal to the number of objects in another group, e.g., by using matching and counting strategies</p>

3	Big connection	<p>Applied in Go with minimal adjustments (e.g., rearranging stones into number shapes for score identification and verification, using a scorecard, calculating a running total, referring to the Go gameplay manual, recording with Go kifu, etc.)</p>	<p>K.CC.3 Write numbers from 0 to 20. Represent a number of objects with a written numeral 0-20 (with 0 representing a count of no objects).</p> <p>1.OA.3-- Apply properties of operations as strategies to add and subtract. Examples: If $8 + 3 = 11$ is known, then $3 + 8 = 11$ is also known. (Commutative property of addition.) To add $2 + 6 + 4$, the second two numbers can be added to make a ten, so $2 + 6 + 4 = 2 + 10 = 12$. (Associative property of addition.)</p> <p>1.OA.7 -- Understand the meaning of the equal sign, and determine if equations involving addition and subtraction are true or false. For example, which of the following equations are true and which are false? $6 = 6$, $7 = 8 - 1$, $5 + 2 = 2 + 5$, $4 + 1 = 5 + 2$.</p> <p>4.OA.1 Interpret a multiplication equation as a comparison, e.g., interpret $35 = 5 \times 7$ as a statement that 35 is 5 times as many as 7 and 7 times as many as 5. Represent verbal statements of multiplicative comparisons as multiplication equations.</p>
---	----------------	--	--

2	Small connection	Applied in Go with moderate adjustments or specifically designed stone-based activities (e.g., using Go stones as math manipulatives to teach base ten, place value concepts, and number operations)	<p>1.NBT.2.a</p> <p>Understand that the two digits of a two-digit number represent amounts of tens and ones. Understand the following as special cases: 10 can be thought of as a bundle of ten ones—called a “ten.”</p> <p>1.NBT.2.b</p> <p>The numbers from 11 to 19 are composed of a ten and one, two, three, four, five, six, seven, eight, or nine ones.</p> <p>3.NBT.3 Multiply one-digit whole numbers by multiples of 10 in the range 10-90 (e.g., 9×80, 5×60) using strategies based on place value and properties of operations.</p>
1	Little connection	Applied in Go with significant modifications	K.G.2 Correctly name shapes regardless of their orientations or overall size.

Table 1. CCSS-M and Go Game Correlation Model

Figure 6 illustrates this correlation, showing that 60% of the 96 K-3 standards naturally align with Go gameplay. This means that, through playing Go, students can actively apply and reinforce key foundational math skills such as counting, recognizing number patterns, and number operations in an engaging, hands-on way.

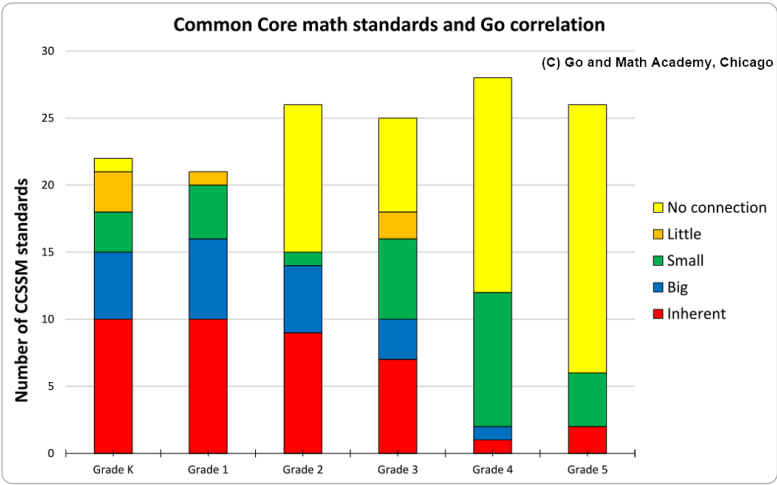


Figure 6. Common Core Math Standards and Go Game Correlation

2.1 Math Skills and Concepts in Go Gameplay

Qualitative data analysis revealed that students utilized essential math skills and strategies while playing Go, including skip counting, counting on, near doubles, single- and multi-digit addition, equal groups, arrays for multiplication, and subtraction.

As the project progressed, students shifted from primarily relying on skip counting at the beginning to increasingly employing arrays and multiplication

for score calculation by the middle and end. This change can be attributed to the emphasis the Go game teacher placed on moving and reorganizing stones at the end of the game to form arrays. By doing so, students actively created visual representations of numbers that facilitate quick recognition of scores for each other. Throughout the project, they discovered that multiplication was the most efficient method for accurately and swiftly determining their final score, rather than relying on skip counting by ones, twos, etc.

Figure 7 illustrates how two students reorganized their stones into arrays at the end of the game. When asked to determine the final score for the white stones, the students quickly identified the array as 6×4 , answering that the score was 24. Similarly, the students used the array of black stones to show the final score as $4 \times 2 = 8$ for black. Through authentic gameplay, students connected to the curricular focus on the array model for multiplication. They applied their multiplication skills efficiently to calculate the score, rather than counting stones one by one or skip counting.

This approach also minimizes errors when calculating final scores. Additionally, the game motivated students to collaborate, as they were invested in achieving accurate scores. Rearranging their stones into number shapes gave students a shared standard to display the results. They checked each other's arrangements to ensure accuracy, emphasizing precision in score verification. This process encouraged clear communication about numbers and mathematical procedures, also crucial skills addressed in the math standards.

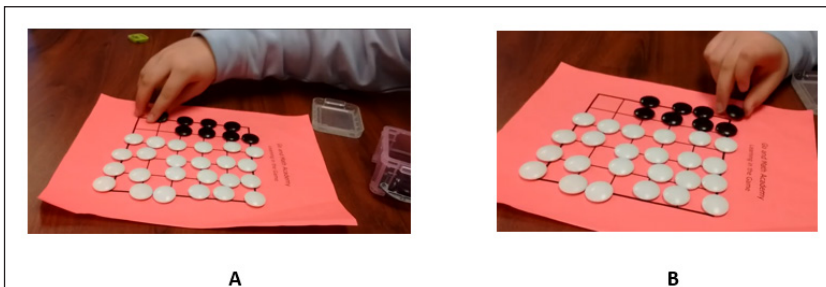


Figure 7. Reorganize Stones with Arrays

The students quickly caught on to a number shape called Turtle 10, which gets its name because it looks like a turtle with its back and head. Counting by Turtle 10s was easy for students to set up, enjoyable to create, and enabled them to display scores in multiples of ten.



Figure 8. Turtle Ten and Arrays

Figure 8 illustrates the final score of white stones: a Turtle 10 plus six more stones, which is 16. Saying, “So here’s a turtle, a 10. Sixteen!” the student instantly recognized that he had 16 stones.

Go games were conducive to learning the distributive property of multiplication. In image A of Figure 9, the student reorganized his white stones into an array of 3 by 6. When asked for the score, the student answered: “3 times 6, 18. I mean 21” (Counting the three stones in his hand). In image B, the Go instructor showed how to rearrange the 21 white stones into a 3 by 7 array, demonstrating the connection between 3×7 and 3×6 , where 3×7 equals $3 \times 6 + 1$. This scenario frequently occurred during gameplay, providing opportunities to connect Go with the distributive property of multiplication.

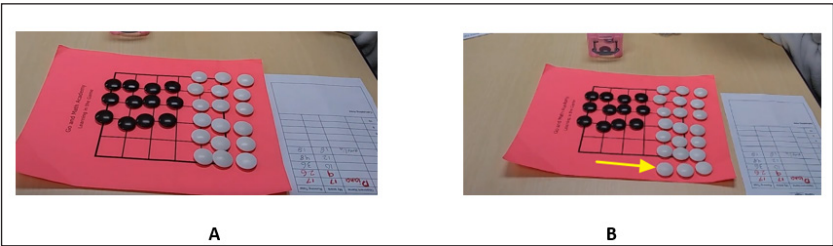


Figure 9. Distributive Property Application

The collected videos feature engaging discussions between the Go instructor and the students. For example, the following transcript shows how the instructor prompted two students to explain their scoring process, particularly how they calculated the number of stones remaining on the board at the end of their game. Figure 10 displays the final scores for the two players.



Figure 10. Two Students' Final Scores

GIS (Go instruction specialist): *What is the score for black? Without this one, how many? And then, add this one.*

S1: *Uhm, 19.*

GIS: *How do you know?*

S1: *Because 6 plus 6 is 12, plus another 6, 18*

GIS: *Multiplication*

S1: *And then plus 1*

GIS: (Asking the other student) *How do you know?*

S2: *This is nine, and this is nine. So nine times 2 is 18. And then this one, it's 19*

In this clip, the two students used skip counting by six to determine their final scores. Before moving on to other students, the instructor asked them to verbalize the multiplication expression for 3×6 and encouraged them to memorize it: "Three times six is one ten eight, or one ten and eight, the math name for eighteen."

The conversations around the game board in the classrooms resembled incidental “number talks” where students discussed various mathematical concepts and skills, such as counting strategies, arithmetic operations (addition, subtraction, and multiplication), arrays, equal groups, and geometry (e.g., symmetry of shapes). Peers who initially were not focused on applying multiplication skills from their math classes were reminded of the power of multiplication during the games. They saw how their peers used multiplication to gain a clear advantage in efficiently calculating or reporting the final scores.

3. Teachers’ and Students’ Perceptions

3.1 Teachers’ Perceptions of Go Game

Teacher and student surveys and teacher interviews provided evidence of the significant educational potential of incorporating the Go game into mathematics classrooms. Both teachers and students perceived Go positively and noted its strong connections to math learning standards at the project’s beginning and end. Below are some comments from the teachers in their surveys:

- Students asked to play Weiqi after finishing math assignments.
- Weiqi is often the preferred choice of activities when they have free choice.
- They are always eager to play.
- The student with ADHD showed a great interest in Weiqi and was attentive during Weiqi lessons.
- Students arrange the stones in a variety of ways to count the stones.
- Turtle 10 and arrays are such powerful visuals for my 3rd graders.

- The students enjoyed learning how to decompose numbers in new ways.
- The students really benefited from the extra math practice.
- It is a great experience for students to apply math skills naturally and to practice basic math skills repeatedly in the game.

One teacher referenced explicitly the power of rearrangement of stones for math learning:

My students are asking to play Weiqi after they finish their math assignments. They are enjoying the challenge, and it is often the preferred choice of activities when they have free choice. All the strategies for staying alive are useful but I love it most when it's time to calculate the final score. Students are arranging the stones in a variety of ways to count the stones. Turtle 10 and arrays are such powerful visuals for my 3rd graders.

In one classroom, a gameplay video of two students provided valuable insight into how they took ownership of the final scores. The transcript below is the conversation between two students playing on a 7x7 board as they rearranged the stones to calculate their final scores and recorded the results on their scoresheets.

White stone student (WSS): I have 26 again.

(WSS notices she has the same score as in the previous game)

Game Instructor: You have 26. What's the final score for black?

Black stone student (BSS): It is 19.

(BSS begins to write 19 on her scorecard.)

WSS notices that BSS had written an incorrect score for the previous game and points out the mistake.

WSS: This is 19. Remember, I told you it's 19."

(BSS erases the previous number and writes the correct one.)

BSS: I counted wrong.

Although the Go instructor prioritized educational benefits over competition, this conversation revealed that students cared about their scores in each game. The two students demonstrated a strong sense of ownership in the game process, motivating them to cross-check each other's scores with precision using number shapes. When asked to cross-verify each other's scores, students present their results in precise number shapes, which makes it easier for their opponents to confirm. This practice taught them the importance of number precision and accuracy in their calculations.

In this context, applying math skills became both natural and authentic. To downplay competition, students could select their best games to record on their scorecards and add to their running total. The scorecard tool helped prevent discouragement from a zero score (no remaining stones). This approach was essential for encouraging beginners. In these classrooms, students frequently assisted each other by suggesting moves, and we observed sustained

interest from students with special needs.

Various mathematical skills were observed as students played the Go games, including those about number operations and visual/spatial thinking. It is important to note that all teachers recognized the connections between the Go game and concrete representation of numbers, multiplication, and mental math. Table 2 compares teachers' observations of connections over time, indicating the percentage of teachers who noted connections between Go and mathematical concepts and skills covered in the CCSSM.

Connections between the Go game and mathematics you have observed your students learn and play Go?	Teacher Responses (Beginning-of-the-Project Survey)	Teacher Responses (End-of-the-Project Survey)
• Concrete representations of numbers	100%	100%
• Multiplication	100%	100%
• Mental math	100%	100%
• Visual/spatial thinking	N/A	100%
• Composition and decomposition of numbers	83%	100%
• Number sense	83%	86%
Addition•	67%	86%
• Subtraction	67%	86%
Checking answers (scores)	67%	86%

Count on	N/A	71%
Repeated addition	67%	N/A
Repeated practice of basic facts	67%	71%
Skip counting	67%	71%
Regrouping	50%	57%

Table 2. Teachers’ Observations of Students’ Application of Math Skills During Go Games

The data indicate that regrouping was the least observed skill during student gameplay, with only 57% of teachers noting its occurrence by the end of the project, which is lower than other math skills and concepts. This may be because regrouping requires more explicit instruction using Go game stones rather than being naturally integrated into gameplay discussions. According to the Correlation Model, regrouping receives a score of 2, indicating a weak connection to the standards. It typically involves multi-digit number operations, such as performing standard algorithms for addition and subtraction. It entails changing the place value of digits, particularly when carrying over a digit during computation.

In addition, the teachers recognized several general benefits of Go gameplay, including increased student attention, heightened engagement, and enhanced decision-making skills. All six teachers noted that Go promoted “thinking about decision-making,” a crucial component of metacognition. This aligns with Goal 3 of the Social/Emotional Learning Standards for K-12 students in the state, which emphasizes demonstrating decision-making skills

and responsible behaviors in personal, school, and community contexts.

Over 70% of the teachers indicate that Go provided the following benefits to their students: increased engagement and attention, consideration of consequences, greater motivation in the learning process, and the low-cost, low-maintenance nature of the game for classroom teachers. More than 40% of teachers also highlighted Go's positive impact on social-emotional learning and the development of students' ownership and agency. Additionally, 30% of teachers mentioned improved communication as a valuable benefit.

In a recent email correspondence, one of the teachers shared the following comment about two of her students with special needs, including Brandon, a student with ADHD, and their behaviors during the Go game:

Thank you so much for sharing the clips with me! The student I was talking about is Ethan, and he is the other player in the video!! How exciting is that!! Ethan is also one that needs a lot of attention, and he is the one who will benefit from the social-emotional piece of the game, as well as math, for sure. He is easy to get frustrated. But Brandon, you can tell that he is always excited to play the game and can stay very focused during the game. E. is another one too. He definitely has a passion for learning. I love how he counted! I have used Weiqi in my extended times for students who finish work early and during recess.

3.2 Students' Perceptions of Go Game

An overwhelming majority of the students reported that they used math

skills while playing Go games. A total of 47 students from three of the four classrooms completed and returned the survey. In their responses, students identified addition and multiplication as the primary math skills they applied in Go games, followed by subtraction, combined operations (adding, subtracting, and multiplying), and repeated addition. Some students also reported using the commutative and distributive properties. This result was encouraging, as the students were concurrently learning multiplication in their third-grade math curriculum during the study.

An open-ended question students answered asked them to share how they would introduce Go to a friend and what they would say about the game. Below are some representative responses:

- It is a cool and fun game but sometimes can be challenging; you use a lot of math skills.
- It is a good game about math but you don't know you are doing math.
- Weiqi is a game of strategy.
- A game of math and strategy using stones that you move around in lines
- It's a nice cool game and has math skills in it.
- Weiqi is a fun way to play against someone and build your math facts as well as your strategy in a game!
- Weiqi is a fun game with friends. It is a game of numbers.
- Weiqi can help you learn how to be a good leader and you can use your math skills!
- That it is a good game to play and it will help you with your math skills.
- It's a game about surviving and math.

IV. Discussion

This exploratory study of Go game implementation in third-grade classrooms provides empirical evidence for Go's potential to engage students in mathematical learning and practice. Positive teacher and student perceptions can be attributed to two key factors. First, the Go game instructor delivered clear, well-paced, well-designed lessons to students in the project's initial phase, which allowed the teachers to observe their students' gameplay and familiarize themselves with the game. This preparation enabled teachers to later join students in gameplay and provide support. Second, key adaptations—such as smaller boards and simplified, intuitive rules for gameplay and scoring—were made to meet the unique demands of classroom settings, helping to match the game to ongoing math instruction.

Qualitative data collected during gameplay reveals a natural progression in students' mathematical thinking. As students reorganized stones into arrays, they moved from basic counting strategies to more complex multiplicative reasoning. This shift suggests that game-based learning can support deeper conceptual understanding. The collaborative nature of the game also promoted peer-mediated learning, enriching students' mathematical discussions. As students verified scores and shared strategies, they reinforced their math skills while developing a growth-oriented, collaborative mindset. Both teachers and students recognized Go's value, seeing it as an engaging tool for math practice in a fun and supportive environment. Overall, incorporating Go into the curriculum presents an innovative way to make mathematics more accessible and engaging for students.

V. Implications

The study provides empirical evidence supporting the integration of Go as a viable game-based learning tool in elementary mathematics classrooms. Findings demonstrate that Go can help students build and practice essential numerical skills through thoughtful and innovative adaptations to the scoring rule and visual aids like Turtle 10 and arrays.

The study strongly supports incorporating Go regularly in classrooms to help teachers create a low-anxiety, engaging space where students—especially those needing reinforcement in numerical skills—can build confidence and competence in mathematics. Findings demonstrate that Go positively impacts student learning and provides teachers with a versatile resource for teachers interested in game-based strategies. Teachers can leverage Go as more than just a game; it is a flexible tool that enhances student engagement with mathematics and fosters meaningful collaboration.

Go proved beneficial for students with diverse mathematical abilities and attention levels. It fosters peer support, as students naturally share strategies and reinforce math skills, creating an inclusive, collaborative learning environment. Notably, students with special needs, who typically require personal aides and often exhibit behavioral challenges, showed a sharp contrast during Go instruction. In these moments, they appeared deeply engaged and absorbed, with classroom aides no longer needing to monitor them closely.

This study underscores Go's educational potential beyond its competitive play. It highlights a valuable long-term goal for the Go community: collaborating with educators and partnering with schools to introduce Go in

classrooms as early as possible. This approach could significantly impact children's mathematics learning at a young age and amplify Go's pedagogical benefits.

To effectively teach Go in classroom settings, Go instructors need training in classroom pedagogy, focusing on making the game meaningful and accessible to all learners, particularly in non-East Asian countries where Go is less familiar than chess. With this training, Go players interested in enhancing children's math education can become valuable assets to their local school districts, offering Go game expertise and support to classroom teachers. This type of training ensures that teachers receive the necessary strategies to integrate Go into their classrooms effectively and sustainably.

References

Berch, D. B., & Mazzocco, M. M. M. (Eds.) (2007). *Why is math so hard for some children? The nature and origins of mathematical learning difficulties and disabilities*. Baltimore, MD: Brookes Publishing.

Bragg, L. A. (2012). Testing the effectiveness of mathematical games as a pedagogical tool for children's learning. *International Journal of Science & Mathematics Education*, 10(6), 1445-1467.

Butterworth, B. (2018). *Dyscalculia: From science to education*. Routledge.

Chinn, S., & Ashcroft, R. (2017). *Mathematics for dyslexics and dyscalculics: A teaching handbook*. West Sussex, UK: John Wiley & Sons, LTD.

Clements, D. H. (1999). Subitizing: What is it? Why teach it? *Teaching Children Mathematics*, 5(7), 400-405.

Geary, D. C., Hoard, M. K., Nugent, L., and Bailey, H. D. (2013). Adolescents' functional numeracy is predicted by their school entry number system knowledge. *PLoS One* 8:e54651.

Griffin, S. (2005). *How students learn: History, mathematics, and science in the classroom*. Washington, D. C.: The National Academies Press.

Gurganus, S. P. (2017). *Math instruction for students with learning problems* (2nd ed.). New York, NY: Routledge.

Hott, B. L., Isbell, L., & Oettinger Montani, T. (2014). *Strategies and interventions to support students with mathematics disabilities*. Council for Learning Disabilities. http://www.council-for-learning-disabilities.org/wp-content/uploads/2014/12/Math_Disabilities_Support.pdf

Institute of Medicine (IOM) and National Research Council (NRC). (2015). *Transforming the workforce for children birth through age 8: A uni-*

fying foundation. Washington, DC: The National Academies Press.

Kim, S. H., Han, D. H., Lee, Y. S., Kim, B-N, Cheong, J. H., & Han, S. H. (2014). Baduk (the Game of Go) improved cognitive function and brain activity in children with Attention Deficit Hyperactivity Disorder. *Psychiatry Investigation*, 11(2), 143-151.

Miles, M. B., & Huberman, A. M. (1994). *Qualitative data analysis* (2nd Ed.). Thousand Oaks, CA: Sage Publications.

Petersen, J.L, & Hyde, J.S. (2017). Trajectories of self-perceived math ability, utility value and interest across middle school as predictors of high school math performance. *Educational Psychology*, 37, 438–456.

Plass, J. L., Perlin, K., & Nordlinger, J. (2010, March). *The games for learning institute: Research on design patterns for effective educational games*. Paper presented at the Game Developers Conference, San Francisco, CA.

Ramani, G. B., & Eason, S. H. (2015). It all adds up: Learning early math through play and games. *Phi Delta Kappa*, 96(8), 27-32.

Ramirez, G., Shaw, S., & Maloney, E. A. (2018). Math anxiety: Past research, promising interventions, and a new interpretation framework. *Educational Psychologist*, 53(2), pp. 1-20.

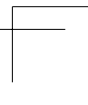
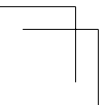
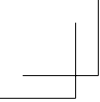
Silverman, D. (2022). *Doing qualitative research*. SAGE Publications.

Steinkuehler, C., & Squire, K. (2014). Videogames and learning. In R. K. Sawyer (Ed.), *Cambridge handbook of the learning sciences* (2nd ed.), 377–396. Cambridge University Press.

Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Received: 9, November, 2024

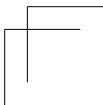
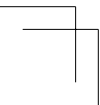
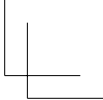
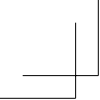
Accepted: 24, November, 2024



특별기고

Essays

- 중국 바둑 프로 제도의 기원과 발전 / 왕주어
- 미국바둑콩그레스 참관기 / 이승현
- 서평: 신진서, 『대국 - 기본에서 최선으로』 / 박우석



중국 바둑 프로 제도의 기원과 발전 (中国围棋职业制度的起源与发展)

왕주어

(王卓, 辽宁对外经贸学院)

I. 서론

1.1 연구 배경

바둑은 중국의 전통 문화유산 중에서도 특히 깊은 역사적 뿌리와 독특한 예술적 매력을 지닌 소중한 문화 보물이다. 오랜 시간 동안 전해 내려온 바둑은 중국 문화와 정신을 대표하는 상징이자, 심오한 철학과 미학을 아우르는 독특한 예술로 자리 잡아 왔다. 이러한 특징으로 인해 바둑은 중국을 포함한 여러 동아시아 국가의 문인과 학자들에 의해 오랜 기간 동안 사랑받아 왔으며, 전통 철학과도 밀접하게 연관되어 발전해 왔다. 바둑은 중국의 오랜 역사와 문화를 담고 있으며, 한족의 문화뿐만 아니라 동아시아 여러 국가에서 지적 경쟁과 전통 계승의 매개체 역할을 해왔다. 바둑은 고대 중국의 여러 역사서나 문학 작품에서부터 현대 스포츠로의 변모에 이르기까지, 다양한 문화적 맥락에서 묘사되어 왔다. 예를 들어, 삼국지와 같은 중국 고전 속에서도 바둑을 두며 전술을 연구하는 인물들이 묘사되었으며, 바둑은 이처럼 전략적 사고와 지적인 훈련을 상징해 왔다.

1961년, 일본의 첫 바둑 대표단이 중국을 방문하면서 중국 정부는 이를 계기로 전국적인 바둑 훈련을 조직했다. 천이 부총리는 이 훈련 팀을 접견하면서, 중국 바둑이 더 나아가려면 체계적인 프로 단위제도를 도입해야 한다고 언급했다. 그러나 자연재해와 문화대혁명의 여파로 이 제도는 즉시 도입되지 못했다. 1982년에 들어서야 본격적인 프로 단위제가 시행되었다. 이 대회는 중국 바둑의 프로화가 공식적으로 시작되었음을 알리는 중요한 사건으로 바둑계의 발전을 촉진시켰다.

중국의 고대 바둑에도 등급 제도가 없었던 것은 아니다. 이미 위진(魏晉) 시대에 '구품제(九品制)'라는 체계가 존재했다. 이 제도는 원래 관리의德行과 재능을 평가하기 위한 방식이었는데, 이를 바둑에 차용해 바둑 기사들의 등급을 나누었다. 기사들은 입신(入神), 좌조(坐照), 구체(具體), 통유(通幽), 용지(用智), 소교(小巧), 투력(斗力), 약우(若愚), 수줄(守拙) 9단계로 분류되었으며, 대회 성적에 따라 그 등급이 결정되었다. 기사의 등급을 평가하기 위해 조정은 전담 기관을 설립하고 관리자들을 파견하여 대국 후 기사의 성적에 따라 등급을 평가하고 해당 품위를 부여했다. 대회에서 탈락한 자는 '등격(登格)'하지 못했기 때문에 품위에 들어갈 수 없었다.

그러나 구품제는 정치적·문화적 의례에 가까웠고, 명확한 경쟁 기준이나 승급 제도를 제공하지 못했다. 이러한 이유로 중국은 고대 구품제 대신 현대적인 바둑 프로 제도를 채택할 필요성을 느끼게 되었다.

1982년 중국이 도입한 프로 단위제는 일본 에도 막부 시대의 바둑 제도를 상당 부분 참고했다. 일본의 바둑은 에도 막부 시대(1603년-1868년)부터 국가 체제의 일부로 자리 잡았다. 혼인보, 이노우에, 야스이, 린 가문 등 바둑계의 네 명문가는 정부의 후원을 받았으며, 막부는 가장 강력한 기사를 기소(碁所)로 임명해 전국의 바둑을 총괄하게 했다. 기소와 각 가문의 장문인 및 후계자들은 정부로부터 쌀을 급여로 받았으며, 다른 프로 기사들도 급여를 받았다. 이를 통해 바둑을 직업적으로 관리하는 방식이 발전했다. 바로 그 시절에 일본의 프로 바둑 제도는 매우 성숙하고 체계적인 구조를 가지고 있었다.

일본의 바둑 프로 제도는 두 가지 측면에서 매우 중요한 역할을 했다. 첫째, 단위

승급 체계는 기사가 공개 대국을 통해 승단할 수 있는 명확한 규칙을 가지고 있었다. 이는 기사의 실력을 객관적으로 평가받을 수 있도록 했고, 투명성을 보장했다. 둘째, 타이틀전과 상금 제도는 신문사와 협력하여 명인전, 혼인보전 등 대회를 열게 했으며, 이를 통해 기사가 지속적으로 수입을 얻을 수 있었다. 일본의 이러한 시스템은 바둑의 프로화와 안정적인 생태계를 구축하는 데 기여했다.

1.2 연구의 목적과 의미

본 연구의 목적은 중국 바둑 입단 대회의 역사적 발전 과정과 그 의미를 체계적으로 분석하고, 이를 통해 현대 바둑계에서 입단 대회의 위치와 역할을 조명하는 것이다.

1982년, 중국의 첫 프로 단위전이 열리면서 중국 바둑은 본격적으로 프로화의 길을 걷게 되었다. 이 대회는 바둑계에 커다란 파급 효과를 주었으며, 많은 젊은이들이 바둑을 통해 프로 기사가 되는 꿈을 꾸기 시작했다. 프로 기사가 되기 위한 입단 절차는 청소년들에게 큰 목표가 되었으며, 1990년대말 쯤에는 중국 전역에 바둑 학원과 도장이 속속 생겨났다. 특히 베이징에는 싱저 바둑학교(杏泽围棋学校), 삼구 도장(三九道场), 네웨이핑 바둑 도장(聂卫平围棋道场) 등 대표적인 바둑 도장이 설립되었으며, 이곳에서 많은 어린 기사들이 바둑에만 전념하며 실력을 키워갔다. 입단 대회는 중국 바둑 인재들을 선발하고 양성하는 중추적인 역할을 한다. 중국의 바둑 입단 대회는 인재 선발과 훈련 시스템의 일환으로, 바둑계의 발전을 위한 기본 구조로 자리잡았다. 이러한 입단 대회는 단순히 인재 선발을 위한 대회로 그치는 것이 아니라, 기사들이 수준 높은 실력과 기술을 갖출 수 있도록 체계적인 훈련 환경도 제공한다. 특히, 입단 대회는 바둑의 전문성과 스포츠적 가치를 높이는 데 중요한 기여를 하였으며, 이를 통해 바둑은 전 세계적으로 더욱 체계적이고 공정한 경쟁의 장을 마련하게 되었다.

II. 바둑 입단 대회와 기원

2.1 입단 제도 탐색

바둑 입단 대회와 기원은 20세기 80년대로 거슬러 올라간다. 1982년 중국에서는 바둑을 프로화의 방향으로 발전시키기 위한 중요한 시도로 입단 제도를 시험적으로 도입하였다. 당시에는 각 지역의 바둑 팀이 “입단 자격(入段资格)” 방식을 통해 일정 실력을 갖춘 기사를 선발했으며, 이를 통해 기준을 충족한 기사는 초단으로 전환할 수 있었다. 이는 중국에서 바둑 기사를 공식적으로 선발하는 초기 단계의 시도였으며, 이 방식은 프로 기사의 진입 장벽을 마련하는 역할을 했다. 이 방식은 정식 입단 대회가 시행되기 전까지 바둑 인재를 발굴하는 데 중요한 역할을 했다. 다만, 당시에는 전국적으로 통일된 선발 기준이 없었기 때문에 일부 한계가 존재했다.

2.1.1 입단 대회와 초기 형태

입단 대회가 정식으로 확립되기 전, “입단 자격” 제도는 각 지역 바둑 팀이 인재를 발굴하고 육성하는 중요한 통로였다. 예를 들어, 바둑에 뛰어난 재능을 갖춘 기사는 지역 대회에서 두각을 나타내고, 이후 “입단 자격”을 취득함으로써 프로 기사의 길로 나아갈 수 있었다. 하지만, 각 지역마다 바둑 발전 수준이 다르고 선발 기준과 교육 체계가 달랐기 때문에 전국적으로 균일한 수준의 인재를 선발하는 데는 한계가 있었다. 결과적으로 이와 같은 지역 간 격차로 인해 전국적으로 가장 잠재력 있는 바둑 인재를 발굴하고 양성하는 데 어려움을 겪게 되었다.

2.1.2 입단 대회와 도입과 발전

1986년은 중국 바둑 입단 대회와 공식적인 출범을 알린 해이다. 전국 규모의 첫 바둑 입단 대회가 개최되었다. 이 대회에는 62명의 기사들이 참가하였으며, 경쟁이 매우 치열했다. 이 대회에서는 점수제를 기반으로 한 배정 방식을 통해 여러 라

운드에 걸친 치열한 대결을 벌였고, 최종적으로 30명의 기사가 입단에 성공하였다. 그중 원난성의 치우지홍(邱继红), 베이징의 중천광(中辰光), 지린성의 왕버강(王伯刚), 팔일대(八一队)의 팡옌(庞延)은 먼저 4연승을 기록하며 중국 바둑계에서 입단 대회를 통해 정식 초단으로 인정받은 최초의 인물들이다. 이들은 입단 대회를 통해 중국 바둑계에 첫 발을 내디딘 초단 기사로 평가받았다.

이 대회에 성공적인 개최는 중국 바둑계에 중요한 전환점을 마련했다. 입단 대회는 전국적으로 열린 공개적인 무대를 통해 바둑 인재들을 공정하고 투명하게 선발할 수 있는 플랫폼이 되었으며, 이를 통해 많은 바둑 애호가들에게 프로 기사라는 목표를 제공하는 중요한 동기가 되었다. 입단 대회의 성공은 또한 중국 바둑계가 본격적으로 프로화 되고 체계적인 인재 양성 구조를 확립하는 데 기여하였으며, 이를 통해 중국 바둑이 세계 무대에서 경쟁력을 갖추기 위한 중요한 기초가 되었다.

2.2 초기 단계의 주요 영향 요인

2.2.1 바둑 열풍의 확산

1980년대 중일 바둑 대항전은 중국 내 바둑 열풍을 불러일으킨 중요한 계기로 작용하였다. 중일 바둑 대항전에서 중국과 일본 기사들이 치열한 경쟁을 펼쳤고, 특히 넷판(聂卫平)의 연속 승리는 중국 내 바둑에 대한 인식과 관심을 크게 높였다. 그의 인상 깊은 활약은 중국인들 사이에서 바둑을 하나의 지적 스포츠로 인식하게 만들었으며, 바둑에 대한 인기가 폭발적으로 증가하는 계기를 마련하였다.

이 열풍은 중국 각지에서 바둑을 배우려는 사람들의 수를 급격히 증가시켰고, 바둑을 가르치는 다양한 교육 기관이 빠르게 생겨났다. 바둑을 배우는 인구가 증가함에 따라, 입단 대회는 이들 중에서 우수한 잠재력을 가진 인재를 발굴하는 중요한 수단이 되었다. 관련 통계에 따르면, 중일 바둑 대항전이 진행되는 동안 바둑을 배우는 인구는 지속적으로 증가하였으며, 이는 입단 대회를 준비하는 인재층의 폭을 넓히는 중요한 기반이 되었다.

2.2.2 프로 기사 선발의 필요성

바둑의 대중화와 발전 속도가 빨라지면서, 중국 내에서는 점차적으로 수준 높은 전문 기사의 수요가 증가하였다. 기존의 전통적인 선발 방식만으로는 이러한 수요를 충족시키기에 한계가 있었으며, 이에 따라 보다 체계적이고 과학적인 인재 선발 기제가 필요하게 되었다. 입단 대회는 이러한 요구에 부응하여 탄생한 시스템으로, 전국적으로 열린 대회를 통해 바둑에 재능과 잠재력을 가진 인재들을 선발하고 집중적으로 육성할 수 있었다. 이를 통해 중국 바둑계는 국제 대회에서도 경쟁력을 갖추기 위한 인재 풀을 조성하게 되었고, 이는 중국 바둑이 세계 무대에서 두각을 나타내는 기초가 되었다.

입단 대회는 전문 기사를 선발하고 체계적으로 훈련할 수 있는 기회를 제공하였으며, 이는 중국 바둑의 성장에 새로운 활력을 불어 넣었다. 입단 대회를 통해 선발된 기사들은 자신의 실력을 발휘할 수 있는 공정한 기회를 얻었으며, 이는 더 많은 인재들이 바둑의 프로적인 길로 나아가도록 장려하는 원동력이 되었다. 입단 대회는 이처럼 중국 바둑계의 인재 선발과 프로화 요구를 충족시키며, 바둑계를 지속적으로 발전시키는 중요한 제도로 자리매김하였다.

III. 바둑 입단 대회의 변화 과정

3.1 대회 방식의 조정과 변화

3.1.1 연령별 그룹 세분화

입단 대회가 발전하면서 연령별 그룹 세분화가 점차 중요해졌다. 초기의 입단 대회는 연령 제한이 비교적 단순하고, 청소년 및 성인 기사를 함께 선발하는 방식으로 운영되었다. 그러나 바둑의 대중화와 청소년 바둑 인재에 대한 중요성이 커짐에 따라 연령별 구분이 더욱 세밀해졌다. 예를 들어 최근 몇 년간 입단 대회에서는 청소년부, 유소년부 등 다양한 연령층을 위한 그룹이 신설되었다. 이러한 변화는 각

연령대의 기사들이 공정한 경쟁을 펼칠 수 있는 무대를 제공하고, 나이 차이로 인해 발생할 수 있는 불공평한 상황을 방지하는 데 기여하였다. 동시에 연령대에 맞는 특성에 따라 교육과 훈련을 차별화할 수 있어, 각 연령층에 맞는 인재 발굴과 선발이 가능해졌다. 이처럼 연령별 구분을 세분화한 것은 청소년과 성인 선수들이 각자의 발달 단계에 적합한 환경에서 실력을 발휘하도록 하여 바둑 인재의 성장을 돕는 역할을 하고 있다. 또한, 이를 통해 바둑계를 더 체계적으로 발전시키고, 장기적인 인재 양성 계획을 수립할 수 있는 기반이 마련되었다.

3.1.2 대회 방식의 최적화

입단 대회 방식도 점차 개선되어, 초기의 단순한 점수제에서 여러 단계의 예선 및 본선 방식으로 발전하였다. 초기의 입단 대회는 점수제를 통해 실력을 평가하는 방식으로 운영되었으나, 이는 전체적인 기사의 실력을 종합적으로 평가하는 데는 다소 한계가 있었다. 오늘날의 입단 대회는 대개 다단계 방식으로 구성되며, 예선전, 본선 등 여러 단계로 나누어져 진행된다. 예선전에는 수많은 참가자들이 모여 치열하게 경쟁하게 되며, 주로 그룹별 리그전 형식으로 운영되어 우수한 실력을 가진 기사들만이 본선에 진출할 수 있다. 본선에서는 탈락제를 도입하거나 점수제와 탈락제를 병행하여, 최종적으로 초단에 오를 기사의 높은 수준을 보장한다. 이러한 다단계 방식은 기사의 실력과 인내력, 정신력까지 종합적으로 평가할 수 있는 기회를 제공하며, 입단 대회에서 더욱 공정하고 정확한 선발이 가능하도록 돕는다. 다단계 대회 방식은 기사들이 실력을 한층 발휘할 수 있는 기회를 제공하고, 이로 인해 대회가 더욱 경쟁력 있고 높은 수준을 유지할 수 있다. 또한, 대회 방식의 최적화는 입단 대회가 단순히 실력 평가를 넘어서 바둑기사의 정신적, 체력적 성장을 위한 체계적 훈련의 장으로 기능할 수 있게 하였다.

3.2 참가 인원 변화의 영향

3.2.1 바둑 대중화의 영향

바둑이 점차 전국적으로 보급되면서 청소년들의 바둑 학습 참여도 역시 급격히

늘어나고 있다. 통계에 따르면, 현재 전국적으로 바둑을 배우는 청소년의 수는 수백만 명에 달하며, 이는 입단 대회 참가자 수 증가에도 큰 영향을 미치고 있다. 바둑 교육이 학교와 커뮤니티, 다양한 바둑 교육 기관에 도입되며, 이러한 교육 환경은 바둑 인구의 성장에 크게 기여하고 있다. 특히 바둑 교육이 강세인 저장성, 장쑤성 등의 전통적인 바둑 강세 지역에서는 매년 입단 대회 예선전에 참여하는 인원이 천 명 이상에 달한다. 이처럼 대회 참가자의 증가는 바둑 대중화의 성과 중 하나로 볼 수 있으며, 바둑 인재의 풀을 더욱 넓히고 다양한 인재들이 발굴될 수 있는 환경을 조성하는 데 중요한 역할을 하고 있다.

3.2.2 바둑 도장의 발전과 영향

바둑 도장의 확산은 입단 대회의 참가 인원을 급격히 증가시키는 또 다른 중요한 요인이다. 중국 각지에 설립된 바둑 도장은 수준 높은 교사진과 체계적인 학습 환경을 갖추고 있어, 입단을 목표로 하는 젊은 기사들에게 매우 유익한 훈련 환경을 제공하고 있다. 베이징의 넷판(聂卫平) 바둑 도장, 마샤오춘(马晓春) 바둑 도장 등은 많은 정식 기사를 배출하였으며, 입단 대회에 나서는 수많은 인재들이 이러한 도장에서 체계적인 훈련을 받았다. 많은 젊은 기사들이 수년간 바둑 도장에서 엄격한 훈련을 통해 실력을 쌓아가며 입단 대회에 참가하고 있으며, 이러한 환경은 바둑계에 새로운 인재를 유입하는 데 중요한 기여를 하고 있다. 바둑 도장은 중국 바둑계의 인재 양성 시스템을 한층 강화하는 역할을 하며, 이러한 체계적인 훈련을 통해 입단 대회에 참여하는 기사들은 더욱 높은 실력과 자신감을 가지고 대회에 임하게 된다. 결론적으로, 바둑 도장의 발전은 바둑 인재 양성의 체계화와 대중화를 촉진하였으며, 입단 대회의 참여도를 높이고 중국 바둑계의 인재 기반을 확장하는 데 중요한 역할을 하였다.

IV. 결론과 전망

바둑 입단 대회는 1986년 공식 창설 이후 점진적인 발전을 이루어 왔다. 단순한 방식에서 시작해 체계적인 구조와 세밀한 대회 규칙을 갖추며, 입단 대회는 바둑계 인재 양성에서 핵심적인 역할을 담당해왔다. 입단 대회는 바둑의 프로화 과정에서 그 필요성이 제기되었고, 당시 바둑에 대한 관심이 높아지면서 대회의 중요성은 더욱 부각되었다. 이러한 발전 과정에서 입단 대회의 방식은 더욱 세련되게 조정되었으며, 연령별 세분화, 참가 인원의 증가 등 다양한 변화가 이루어졌다. 이러한 변화는 중국 바둑의 발전과 그 체계화를 반영하며, 입단 대회가 바둑 인재를 발굴하고 성장 시키는 데 중요한 역할을 한다는 점을 입증한다.

입단 대회는 단순한 경쟁의 장을 넘어, 바둑 인재가 능력을 발휘하고 발전할 수 있는 필수적인 플랫폼으로 자리잡았다. 이러한 대회를 통해 발견된 인재들은 바둑계에 신선한 활력을 불어 넣으며, 바둑의 발전과 지속성을 강화하는 중요한 자원이 되고 있다. 결론적으로, 입단 대회는 바둑 인재 선발과 양성에 없어서는 안 될 요소이며, 바둑계의 지속적인 성장과 세계화에 기여하는 중요한 구조적 요소로 평가할 수 있다.

시대의 발전과 함께 바둑 입단 대회 또한 진화할 필요가 있다. 대회의 선발 방식을 보다 과학적이고 정교하게 조정하기 위해 인공지능(AI) 기술을 바둑 기사의 기력 평가에 접목하는 방안을 탐색할 수 있다. AI 기반의 평가 시스템은 기사들의 실력을 객관적이고 종합적으로 평가할 수 있도록 도와줄 것이며, 이는 더욱 공정한 선발을 가능하게 할 것이다.

또한, 인재 양성을 위해 교육 기관과의 협력도 강화할 필요가 있다. 입단 대회를 학교 교육과 통합하여 더 많은 청소년들이 바둑에 접근하고 참여할 기회를 제공하는 것이 중요하다. 이를 통해 청소년 바둑 인재들이 바둑의 세계에 더욱 쉽게 진입할 수 있을 것이며, 더 많은 바둑 인재를 발견할 수 있다.

마지막으로, 국제적 교류와 협력을 더욱 확대할 필요가 있다. 입단 대회의 국제적 영향력을 강화하여 전 세계 바둑 애호가와 인재들이 참여할 수 있는 글로벌 플

랫폼으로 발전시키는 것이 바람직하다. 더 많은 국제 바둑 애호가들이 참여하게 됨으로써, 입단 대회는 바둑 인재 양성뿐만 아니라 국제적 바둑 교류의 장으로서 역할도 하게 될 것이다. 이를 통해 바둑의 세계적 발전을 촉진하고, 바둑 입단 대회가 글로벌 바둑 인재 선발과 교류의 중요한 장으로 자리잡아 바둑의 국제적 위상을 높이는 데 기여할 수 있을 것이다.

다시 말해서, 바둑 입단 대회는 앞으로도 과학적, 국제적, 교육적 차원에서 발전할 가능성을 지니고 있으며, 이러한 발전은 바둑계의 장기적 성장을 더욱 견고하게 뒷받침할 것이다.

미국바둑콩그레스 기행문

이승현

(대구광역시바둑협회 사무국장)

안녕하세요. 대구광역시바둑협회에서 사무국장으로 바둑 일을 하고 있는 이송현이라고 합니다. 2003년 명지대 바둑학과 재학 시절 러시아 상트페테르부르크에서 개최된 유럽바둑콩그레스 참가를 시작으로 해외 바둑에 흥미를 갖고, 한국에서 치러지는 국제바둑행사를 도우면서 유럽과 아시아 곳곳의 바둑 현장을 방문하여 현지 바둑인들과 교류하고 있습니다. 다만 미국 쪽과는 별다른 연이 없다가 2024년 대한바둑협회에서 처음으로 오레곤주 포틀랜드에서 열린 미국바둑콩그레스에 참가하는 파견단을 모집하였고, 저를 포함한 11명 파견단의 팀리더로 미국을 방문할 수 있게 되었습니다. 여행을 좋아하는 한국의 바둑 동호인들에게 알음알음 소개된 유럽바둑콩그레스에 비해 비교적 덜 알려진 미국바둑콩그레스를 소개하기 위해 이 기행문을 작성하였고, 미국의 바둑은 어떠한지를 같이 느끼실 수 있는 계기가 되었으면 좋겠습니다.



발대식

#1. 도착과 접수

2024년에 제40회 미국바둑콩그레스(Portland, OR)에 왔다. 포틀랜드는 직항이 없어서, 버스로 3시간 걸리는 가장 가까운 대도시인 시애틀에 도착하는 항공편을 이용하였다. 직항이라고는 하지만 그래도 꽤 험난한 하루였다. 같은 방 룸메이트인 김지수 선수의 표현을 빌자면 살면서 이렇게 힘들게 대회장에 와 본 것이 처음이라고 한다. 인천-시애틀 10시간 반, 버스 기다림 2시간, 버스 탑승 3시간, 숙소까지 또 30분.

유럽바둑콩그레스는 다섯 번이나 참가할 정도로 좋아하고 주변 사람들에게 홍보하곤 했었지만, 미국은 바둑콩그레스는 커녕 여행으로도 한 번도 밟아보지 못했던 곳이라 이번 방문은 나름 설렘으로 기다려지는 일정이었다. 미국은 과연 어떤 곳일까. 그래서 도서관에서 관련 도서(여행 정보 및 에세이)를 네 권이나 빌려놓았지만, 바쁘다는 핑계로 결국 한 권도 제대로 들여다보지 못하고 온 게 너무 아쉽다. 요즘 구글에 웬만한 정보는 다 있으니 어떻게든 되겠지.

우선 콩그레스가 열리는 이곳 포틀랜드는 빌려놓은 책 중 딱 한 권의 앞부분만 본 내용에 따르면 미국 내에서도 자연 친화적인 도시로 소문난 곳이라고 한다. 대중교통이 구석구석 잘 연결되어 있고, 신선한 먹거리와 특히 맥주 양조장과 소규모 커피공방이 즐비해서 요즘 젊은 사람들의 표현대로 매우 ‘힙’한 곳이다.

특히 대회장인 Smith Memorial Student Union은 포틀랜드 주립대학의 학생회관 같은 곳이다. 우리가 묵는 University Place Hotel & Conference에서 도보 약 10분 거리인



접수데스크

데, 숙소에 짐 던져놓고 바로 대회장까지 이동하고 보니 그냥 이 지역 반경 몇 블록 전체가 대학 건물이다. 우리나라처럼 어떤 부지 안에 대학을 조성한 것과는 달리 대학도시 같은 느낌? 미국의 대학은 원래 이런 느낌인가보다.

개막식 참가 및 접수를 핑계로 하루 전날 도착했다면 토요일만 열린다는 Farmer's Market도 구경할 수 있었겠지만, 직장인이 좀 바쁘니까. 연결편만 바로 이루어지면 개막식에 아슬아슬하게 참가할 수도 있을 것 같아서 선택한 일정이 토요일 출발의 8박 10일 일정. 대회 마지막 날 시상식까지 참가하고 바로 다음 날 귀국하는 비행기에 탑승해야 하는, 앞뒤 관광 일정도 없는 완전한 출장 그 자체다. 다행히 팀 내 나 말고도 직장인이 몇 명 더 있어서 대부분의 동의를 얻어냈고, 딱 6일간의 휴가로 미국바둑콩그레스를 참가할 수 있었다.

우선, 와서 만 하루도 지나지 않았지만 미국 사람들은 특유의 친절함이 잔뜩 묻어난다. 특히 버스터미널에 내려서 호텔까지 택시를 여러 대로 나눠 탔다가는 소통이 어려울지 몰라, 11명이 큰 캐리어를 하나씩 들고 숙소까지 한 번에 가는 시내버스를 찾아보았다. 버스에 올라 다음 날까지 사용할 요량으로 5달러짜리 One-day 대중교통 패스를 11장 사겠다고 기사분께 요청하니 11장의 티켓을 발권해주고 신용카드 태그를 하는 순간 그냥 편도 요금인 2.8불밖에 찍히지 않는다. 뭔가 잘못된 것 같라며 55달러를 아니냐고 했더니, 이건 내 버스고 내가 알아서 한다면 껄껄 웃더니 안으로 들어가라고 한다. 시작부터 큰 선물을 받은 느낌이다.

두 번째로, 우리나라 바둑대회와는 아예 비교가 불가하고, 유럽바둑콩그레스보다도 참가비가 두 배는 비싼 미국바둑콩그레스 참가비(현장에서 내면 최대 500달러-그런데 이건 어쩔 수 없다. 대기업이나 지자체의 지원을 받는 우리나라와 달리 미국이나 유럽은 참가비가 대회의 가장 중요한 수입원이기 때문에) 부담을 좀 줄여보고자 10명 이상이 한꺼번에 신청해서 받는 그룹 할인(10%)뿐 아니라, 대회 관계자와 주고받은 메일 내용 중에 언급되었던 숙소(Housing) 할인에 대해서도 접수대에서 문의하니, 우리가 예약한 호텔은 자신들이 관리하는 시스템이 아니니 직접 계산한 호텔비를 기준으로 참가비에서 약간의 할인을 해 주겠다고 했다.

그래서 받은 첫 계산서가 5,800달러. 좀 당황하여, 아직 마지막 날 시상식 연회

참가 여부를 아직 결정하지 못했고 주최 측에서 약속한 할인이 하나도 적용되지 않은 것 같다고 항변하니 메일로 나와 소통했던 담당자를 찾아준다. 그리고 착착 진행된 할인 절차. 그룹 할인, 부가세를 제외한 호텔비에서 또 10%, 계속해서 경감받고 보니 최종 건적이 3,700달러가 되었다. 만 22세가 안 된 우리 팀의 막내는 청소년(Youth)으로 분류되어 참가비가 또 성인의 반액이다.

그룹이다 보니 움직임이 둔할 수밖에 없어서 대회장에 조금 늦게 도착하여 개막식의 뒷부분밖에 참가하지 못했지만, 그래도 반가운 얼굴들이 많이 보인다. 이번 대회의 가장 유명 손님인 김지석 프로, 미국 프로제도를 확립하는 등 최근 10~20년 내 미국바둑 역사에 아주 중요한 역할을 했던 김명완 프로, 분명 대회 내내 엄청난 인기를 끌 정연우&지우 자매도 만났고, 개인적으로 친한 도은교 프로는 내일 대회장에서 만나기로 했다.

한국과 비교하여 대회장에서의 참가 접수 및 등록 시스템이 특이해서 소개해본다. 1번 데스크부터 7번 데스크까지 순회하면서 등록하는 시스템인데, 우리는 그룹이라 접수대가 따로 있었다. 아래 숫자는 데스크 번호.

1. 참가 확인을 하고
2. 학생 확인을 하고 (우리 팀에는 해당 사항이 없으므로 패스)
3. 참가비를 내고
- 3-1. 회원인증을 하고 (미국바둑협회 회원이 아니니 패스)
4. 참가자 급수검증을 다시 하고(특히 큰 상금이 걸린 Master's Division 참가자는 등록 필수)
5. 여러 부대 대회 참가 여부를 묻고
6. 기념품(에코백, 방석, 물통, 티셔츠 등)을 수령하고
7. 마지막으로 본인의 명찰을 출력해서 목걸이로 패용하면 완성!

대회 자체가 7일 동안 이루어지고(일~토) 참가선수들이 제각각 먼 지역에서 온다고 이런 접수시스템을 대회 전날부터 개막식 당일, 대회 시작일 아침까지 무려 3일

을 받는 데다가, 각 데스크에 붙어있는 자원봉사자가 교대자까지 포함해서 수십 명이 족히 되는 이런 시스템이 한국에서 대회를 주최하는 관계자의 시각으로는 매우 부러울 수밖에. 물론 최대 한화 70만 원에 달하는 아무리 비싼 참가비를 낸다고 하더라도 이런 봉사자의 인건비를 책정하는 순간 대회는 운영 불가다.

약 2시간여 진행되는 개막식 후반부를 함께하고 참가 등록 접수를 마치고 인근 멕시코 치폴레 레스토랑에서 팀 내 가장 연장자이신 정한수 회장의 한 톱으로 한국 팀의 회식까지, 긴 하루였지만 매우 귀중한 경험을 하였다. 이제 내일부터 본격적인 대회가 시작된다. 나 역시도 US Open 및 여자대회까지 모처럼 끊었던 바둑을 열심히 뒀야 한다. 한국팀의 선전을 위해 파이팅!



대회가 열린 포틀랜드주립대학

기념티셔츠를 입은 한국인 참가자들

#2. 대회 일정과 참가비의 용도

미국바둑콩그레스의 본격적인 프로그램은 일요일부터 토요일까지 총 7일 진행된다. 대국과 복기, 강의, 세미나, 프로기사 지도다면기 등 참가자들이 마음만 먹으면 아침 9시부터 저녁 10시까지 굉장히 빡빡한 스케줄로 채울 수 있다. 시간대별로 대국과 다면기와 강의를 동시에 잡혀 있어서 사실상 모든 프로그램을 다 참가하는 것은 불가능할 정도다. 마치 대학강의처럼 고르는 즐거움이 있었다.

큰 틀의 대회 종류 및 일정은 아래와 같다.

<대회>

- US Open(오픈대회) : 오전 9시에 오픈 토너먼트(US Open)를 시작한다. 대회 휴식일인 수요일을 제외한 일요일부터 토요일까지 총 6라운드로 진행되고, 제한시간은 각자 45분에 30초 초읽기 5번이 주어진다. 이 오픈 토너먼트는 대부분의 선수들이 참가하는 대회로 일부러 불참 의사를 밝히지 않는 한 기본적으로 모든 선수들의 대진이 들어가 있을 정도. 유럽과 미국은 대회를 항상 스위스 리그 맥마흔 시스템으로 진행하므로, 시작할 때는 기본 점수가 같은 단위의 선수들과 대국을 하게 된다. 올해 미국바둑콩그레스는 예년보다 참가자들이 많은 편이었어서(총 등록 570여 명, 메인토너먼트 참가자 약 400명) 같은 급수의 선수들이 촘촘하게 많았기에 특별하게 성적이 나쁘지만 않으면 대체적으로 자신과 비슷한 실력의 사람들과 계속 두게 되어 있었다. 6단으로 등록하여 최종 2승 4패의 성적으로 마무리 한 나도 모든 판을 6단 또는 7단과 두었다. 아마 초반에 2패를 안고 시작했다면 일찍 미끄러져서 후반부에는 5단과 두게 되었을지도 모르겠다.

- US Masters(마스터스 대회) : 오전 9시에 오픈 토너먼트와 동 시간에 진행하며

금요일 저녁 6시에 한 판을 추가하여 총 7라운드의 대국을 소화하는, 최고 실력의 선수들만 참가하는 대회. 참가 요강에는 7단 이상의 아마추어와 프로들이 참가한다고 적혀져 있지만 실제로는 마스터스부에 참가한 30명의 참가자 중에는 미국과 캐나다의 학생으로 보이는 아마 5단의 선수도 몇 명 포함되어 있었다. 우승상금 4천달러, 6등까지 400달러를 시상하며, 올해는 6명의 한국선수가 마스터스 부에서 함께 경쟁하였다. 매 라운드마다 중요도가 높은 3판의 대국은 기록과 생중계를 같이 진행하였다.

- Senior(시니어 대회) : 만 55세 이상의 선수들만 참가할 수 있으며 각자 30분에 30초 초읽기 3번이 주어진다. 오후 1시에 시작. 총 4라운드.
- Women(여성 대회) : 여성들만 참가하며 각자 30분에 30초 초읽기 3번. 오후 3시에 시작하고 역시 4라운드 진행된다.
- 그 외 부대 대회 : 13줄 대회, 9줄 대회, 초속기 대회, 페어 대회, 크레이지 바둑, 다이 하드 등, 당일 끝나는 소규모 대회를 일/월/화/목/금은 저녁 7시에, 메인대회 휴식일인 수요일은 하루종일 대회를 진행한다. 선수들은 취향에 맞게 자유롭게 신청할 수 있으며 부대행사 중 가장 참가자가 많았던 페어대회를 제외한 다른 대회들은 참가를 원하면 대회 시작시간에 대회장에 나타나는 것으로 신청 의사를 표하면 된다. 페어대회 만큼은 남+여로 신청하는 것이 기본



시니어바둑대회

여성바둑대회 참가자들

이지만, 남+남으로 구성할 경우 한 명의 참가자는 무조건 굽이어야 하는 등의 조건이 까다롭기에 온라인으로 미리 접수신청을 받았다. (참가하고 싶은데 파트너가 없다면 파트너의 조건을 명시한 신청서를 작성하면 된다. 당연한 얘기겠지만 남녀의 성비가 매우 불균형한 바둑의 세계에서 남자 선수들의 경우, 무조건 파트너가 찾아진다는 보장은 없다.)

<강의>

올해 미국바둑콩그레스는 한국, 일본, 중국, 미국에서 20명에 가까운 프로/아마 기사가 도움을 주었다. 그중 가장 유명세가 있으며 2년째 미국바둑콩그레스를 참가하고 있는 김지석 9단은 단연 가장 큰 인기를 모았다. 홈페이지에 소개된 한국 기사들만 하더라도 김지석/김명완/도은교/정연우/정지우(아마)/황인성(아마) 여섯 명이었고, 각각 많게는 10개가 넘는 프로그램을 소화해야 했다. 주로 메인대회가 끝난 1시부터 2시간 단위로 9시까지 프로그램이 잡혀 있다.

미국에 오래 살고있는 김명완 프로는 방송중계나 행정적인 일을 주로 도왔고, 정연우 프로 같은 경우엔 선수로 마스터스를 참가하며 오후에 강의나 복기/다면기 등을 진행했고, 개인적으로 친한 도은교 프로 역시도 3시 다면기, 7시 강의 등으로 바빠서 중간에 사적인 얘기를 나눌 시간도 넉넉히 가지지 못할 만큼의 일정을 소화해야 했다.

특히 올해는 중국에서 도움을 주기로 한 프로기사들이 비자 문제로 건너오지 못했기에 강의는 온라인으로 진행할 수 있었어도 다면기나 복기 등의 현장 프로그램은 참여할 수 없어서 다른 기사들이 더 많은 프로그램을 도맡았다고 들었다. 항상 최고의 인기를 자랑하는 황인성 아마기사의 경우는 둘째 아이 출산이 겹쳐 미국에 방문하지 못했기에 역시 온라인 강의로 진행되었다.

<프로기사 지도다면기>

메인대회가 끝난 오후 1시부터 하루에 최소 4명의 기사가 번갈아 대회장 뒷편에서 다면기를 진행하였다. 다면기 접수는 매일 오전 8시, 온라인으로 한 기사당 6명까지 신청을 받았지만, 접수 가능 인원에 들지 못한 희망자가 다면기 대국이 끝난 판에 양해를 구하고 또 앉는 경우까지 감안하면 프로기사마다 최소 2~3시간은 지도를 하는 셈이 된다.



도은교프로의 지도다면기

<청소년-Youth을 위한 특별한 프로그램>

미국바둑콩그레스의 가장 큰 특징이라고 한다면 17세 이하의 청소년(Youth)을 위한 프로그램을 매우 다양하게 준비하고 있다는 점이다. 모두가 함께 두는 메인대회를 제외한 오후 1시부터는 청소년방에서 요일마다 다른 별도의 대회를 진행하는데, 이것 때문인지 정말 많은 수의 청소년 참가자들이 대회에 적극적으로 참가하는 것 같다. 2차례의 피자파티가 벌어졌고, 화요일 오후에는 청소년과 프로기사가 함께하는 페어대회가 별도로 진행되었다.

<그 외 다양한 대회 이벤트들>

올해는 대국자만 400명, 대회장의 가장 큰 홀을 채우고도 청소년 방까지 사용할 수밖에 없을 정도로 참가자가 많았지만, 오후가 되면 각기 쉬는 사람, 강의 듣는 사람, 메인홀 앞부분에서 진행되는 시니어 또는 여성대회에 참가하는 사람, 메인홀 뒷

편에서 다면기를 두는 사람 등으로 공간이 분산되기 때문에, 메인홀 중간 부분에서는 참가자들끼리 자유로운 대국을 할 수 있었는데 이때 좀 더 동기부여를 할 수 있는 재미있는 장치를 만들어 두었다.

이른바 바움 시상(Baum Prizes)으로 40세 이상 차이 나는 시니어들과 청소년들이 각기 다른 대국자들과 총 5판 이상의 대국을 하게 되면 20달러의 상금을 받는 프로그램인데 가뜰이나 바둑을 두기 좋아하는 참가자들에게 덤으로 주는 용돈이라 참가자가 제법 많았다. 시니어와 어린이들을 장려하는 미국바둑콩그레스의 분위기를 느낄 수 있는 대목으로, 참고로 올해 참가자 중 가장 나이가 많은 분은 87세, 최연소 5세 여자 어린이는 모두의 귀여움을 독차지하였다.

2주간 비교적 여유롭게 진행되는 유럽바둑콩그레스만 참가해 본 경험이 있는 나로서는 미국바둑콩그레스는 꽤 밀도가 높은 대회라고 느껴졌다. 우선 하루의 시작도 9시로 아침에 좀 더 부지런하게 움직여야 하고, 마음만 먹으면 대회 참가만으로도 하루를 꼬박 보낼 수 있다. (9시 오픈대회, 1시 시니어대회, 3시 여성대회, 7시 각종 이벤트 대회)

미국바둑콩그레스의 외면적인 부분뿐 아니라 여러 이야기를 듣고 싶어서 많은 사람(주최자, 참가자, 학부모, 자원봉사자 등)과 이야기를 나누어 보았다. 그중 유럽에 비해 두 배나 비싼 참가비(최대 500달러)가 부담되지 않는다는 질문에 대한 답은 대체로, 숙박비나 대회장까지 오는 교통비에 비하면 참가비의 비중은 그리 높지 않으며, 일주일 내내 다양한 프로그램에 참여할 수 있는 것을 감안하면 충분히 합리적인 비용이라고 생각한다, 였다.

무료, 또는 많이 걷어봐야 2만 원 정도에 그치는 한국의 바둑대회 참가비와 비교할 수는 없겠지만 아침부터 밤까지 꽉 차 있는 프로그램에, 프로를 비롯한 자원봉사자가 이렇게 밀접하게 함께하는 대회에 본전 생각나지 않는 대회를 운영하고 또 참가를 원한다는 점에서 매우 부러운 부분이 아닐 수 없었다.

#3. 콩그레스의 휴식일은 관광하는 날

토요일 개막식을 필두로 일요일부터는 본격적인 대회가 시작되고 돌아오는 토요일 시상식까지 이어지는 미국바둑콩그레스에도 휴식일이 있다. 바로 수요일! 2주간 진행되는 유럽바둑콩그레스에서 첫째 주와 둘째 주 수요일을 휴식일로 잡아서 진행하는 것에 영감을 받아 비슷하게 운영하는 것이 아닌가 싶었다.

비교적 긴 휴가를 받을 수 있는 서양인들은 자신의 시간을 투자하여 미국바둑콩그레스나 유럽바둑콩그레스와 같은 긴 일정의 대회에 참가하다 보니 대회 중간에 자리 잡은 이러한 휴식일에는 미뤄왔던 빨래를 하거나 독서, 운동, 늦잠 및 브런치 등 진정한 휴식을 취하는데 시간을 보내는 참가자들이 많다. 아니면 이날마저도 그토록 좋아하는 바둑을 쉬기가 아까운 사람들이 있기에 주최 측에서는 수요일만 참가할 수 있는 특별한 이벤트를 만들기도 한다. 보통 이럴 때는 하루 만에 끝나는 이벤트, 유럽에서는 3인 단체전(레고)이나 바둑&체스대회, 어린이대회 등을 구성하기도 하는데 올해 미국바둑콩그레스에서 준비한 수요일 이벤트는 다이하드 대회였다. 아마도 철인3종경기 같은 느낌의 체력싸움을 바탕으로 하는 이벤트가 아니었을까 싶은데, 참가를 하지 못해서 대회 분위기를 직접 느낄 수는 없었다.

대회 앞뒤로 여유 일정이 없었던 우리 팀에게는 수요일이 유일하게 관광을 할 수 있는 날이었고, 대부분의 팀원들이 이날을 손꼽아 기다렸다. 아예 관광을 원하는 참가자들을 위해 주최측에서는 일찍이 One-day 관광프로그램을 만들어서 홈페이지에서 미리 온라인으로 신청을 할 수 있게 만들어 두었는데 버스 탑승인원에 제약이 있기 때문에 각 프로그램은 선착순 접수로 진행된다. 우리 팀의 경우는 대회 전에 다 같이 만날 기회가 없었고 각자



캐넌비치

의 취향이 어떨지 몰라서 현장에서 프로그램 내용을 보고 논의를 해서 결정하자고 했으나, 미국에 도착하여 논의 후 신청하려고 했던 관광프로그램은 이미 마감이 되어버렸다. 그렇다고 딱히 구미가 당기지 않는 프로그램을 신청할 바에야 렌터카를 하루 빌려서 우리 마음대로 돌아다녀 보자고 중지를 모았다. 팀원이 11명이니 차는 두 대가 필요했고, 그중 한 대는 7인승이어야 했다. 전날에 빌리려고 하니 대여 비용이 만만치는 않았지만 그래도 결과적으로는 주최 측이 제공하는 관광프로그램을 신청했다면 들었을 비용을 초과하지는 않았다.

오레곤주에 위치한 포틀랜드는 대도시의 화려함은 없지만 도시 주변의 빼어난 자연경관으로 더욱 유명한 곳이다. 조금만 높은 지대에 올라도 바로 보이는 3,429미터의 후드산(Mt. Hood)에는 한여름에도 만년설이 쌓여있고, 컬럼비아강을 중심으로 멋진 하이킹 코스와 폭포들을 탐방할 수 있다. 서쪽으로 두 시간 정도 차를 몰면 태평양 연안이 나오고, 시애틀에서 이어지는 이 해안가 마을들은 당연하겠지만 해산물 요리가 유명하다. 또한 누군가는 미국까지 왔는데 아울렛의 쇼핑문화를 체험해보고 싶어하기도 했고, 이 모든 입맛을 충족시켜 주기에는 렌터카밖에 답이 없는 듯했다. 그리하여 콧바람에 짙 바닷바람을 쐬어주고 아울렛을 거쳐 후드산이 가장 잘 보인다고 하는 트릴리움 호수까지 찍고 돌아오는 장장 하루 500km의 당일치기 여행으로 이번 방문의 아쉬움을 달랬다.

#4. 마스터스부 대회 진행과 결과, 시상식까지....그리고 솔직한 소회

이번 쪽지에서는 제40회 미국바둑콩그레스의 마스터스부의 분위기와 결과까지를 브리핑해볼까 한다.

<US Masters>

미국바둑콩그레스 전체 참가자들 중 가장 강한 선수들만 참가할 수 있는 마스터스부는 참가신청을 할 때 단위에 따라 자동적으로 분류되는 것이 아니라 오픈부(US Open)로 할지, 마스터스부(US Masters)로 할지 선택을 하게 되어 있었다. 나와 함께 오픈부에 참가하여 최종 2위로 마감한 캐나다의 Hongyi LI 선수는 본인의 의지와 다르게 마스터스부에 신청이 받아들여지지 않았다고 아쉬움을 토로했다.

오픈부에 나간 선수들 중 일부는 실력적으로도 마스터스부에 참가한 하위권의 몇몇 선수들보다는 확실히 강했을 것으로 생각되는데, 상금도 훨씬 크고, 더 잘 두는 사람들과 대국을 하길 원하는 선수라면 무조건 마스터스부에 참가해야 하지만, 한국 팀은 아예 단체로 신청접수를 진행했기 때문에 개인접수를 할 때는 어떤 기준으로 접수가 되는지는 정확하게 물어보지 못했다.

마스터스부에 참가하는 인원은 30명 안팎으로 정해져 있고, 그중 한국의 아마 7단 선수그룹 6명은 다행히도 원하는 대로 마스터스부에 참가할 수 있었는데 이 인원이 대회 기간 내내 7라운드 스위스리그를 펼쳐서 순위를 가리는 방식으로 운영된다.

그간 마스터스부에서 우승했던 선수들의 면면을 보면, 김명완 프로 9단이 미국으로 건너가서 활동했던 초창기에 내리 3회 연속 우승을 했고, 연구생 출신으로 역시 미국에서 활동하던 몇몇 한국 아마기사들의 우승기록도 찾아볼 수 있었는데, 최근에는 그보다 더 많은 수의 중국 프로 또는 중국계 미국인 선수들이 우승자 전당에 이름을 올려놓고 있다.

특히 중국 갑조리그에서도 좋은 성적을 내는 중국의 한한(HAN, Han) 프로가 몇 년 연속으로 우승을 했다고 하여, 올해 마스터스부에 참가한 한국의 아마기사들 중에서는 확실한 우승까지 생각하고 출전한 사람은 없었을 듯하다. (미국바둑콩그레스 홈페이지에는 등록된 참가자명단이 올려져 있지 않아서 도착 전까지 정확한 참가자현황을 알 수 없었지만, 아마도 이 명단은 미국바둑협회 홈페이지에서는 미리 확인할 수 있었던 모양이다.)

그러나 도착하고 난 후에야 알게 된 사실인데, 올해는 예년과 다르게 중국에서 상당수의 프로기사 및 아마기사들이 비자 문제로 건너오지 못했다고 한다. 심지어는 자원봉사로 강의 및 지도다면기를 하기로 했던 프로들조차 오지 못해서, 한국/일본의 프로기사들의 업무가 증대되었다는 말도 들었다. 결국 중국 본토에서는 프로 입단을 준비하는 15세의 아마기사 한 명만 마스터스부에 출전하였고, 한국에서 출사표를 던진 6명의 아마기사, 미국입단대회를 통과한 몇몇 프로기사(모두 중국계)와 아마추어 5~7단 그룹까지 총 30명이 경합을 벌이게 된 것.

1라운드를 끝내고 6명의 한국 참가자들이 전원 승리를 거두자, 마스터스부에 참가했던 선수들 사이에서 한국선수들이 모두 연구생(출신)들이며 상금권인 1~6위를 모두 차지하는 것 아니냐며 나에게 농반 진담반으로 애길 걸어오기 시작한다. 그래서 이때부터 기쁘게 응원하는 마음과 동시에 대회가 끝날 때까지 여러 생각이 들기 시작했다.

사실 난 2003년부터 유럽바둑콩그레스를 참가해왔고 거의 매해 국무총리배를 도우면서 외국인 참가자들과 교류를 맺어온데다, 아예 바둑을 좀 더 깊숙이 배우고 싶어서 한국을 방문했던 서양의 여러 강자 그룹들과도 대화를 나누면서 그들의 마음을 조금이라도 느낀 바로는 한국의 강자들이 유럽이나 미국의 대회에 대거 나가서 입상을 휩쓰는 현상에 대해 상반된 입장을 유추할 수 있었다. 바로 “그들에게 배우고 싶다”와 “그래도 상금 독식은 억울하다”, 두 가지 감정인 것. (이건 소수의 의견을 듣고 판단한 지극히 주관적인 나만의 견해일 수도 있다.)

첫 2003년 러시아 상트페테르부르크에서 열린 유럽바둑콩그레스에는 당시 명지대에서 강의를 맡으셨던 고(故) 한상대 선생께서 명지대 바둑학과 학생들과 아마추어 강자 그룹 등으로 구성된 팀을 만들어 참가하였다. 그전까지는 독일에서 유학하던 유종수 사범이나 러시아를 자주 왕래하던 이혁 사범 같은 분들이 간간히 참가하여 우승을 차지하곤 했지만 이렇게 대거 팀으로 참가한 것은 2003년이 처음이었던 것으로 기억한다.

결과도 1~4위 입상. 순수 유럽인으로 가장 좋은 성적을 거둔 것은 5위였던 알렉산더 디너슈타인(한국기원 객원 프로기사) 선수였다. 유럽바둑콩그레스는 항상 오

폰대회 우승자와 더불어 유러피안 챔피언을 함께 기록하는데 이때도 알렉산더 디너슈타인 선수가 유러피안 챔피언 격으로 받은 상금이 오픈대회 상금보다도 많더라는 얘기가 있었다. 대회는 전격으로 오픈하지만 유럽 선수에게 좀 더 기회를 주는 이런 장치가 나름 합리적이라고 생각한다. 그 시기에는 부문을 따로 두지 않고 오픈에서 다 같이 두고 결과에 따라 시상만 따로 하는 식이었다.

그 이후로 아주 오랜만에 2019년에 다시 찾은 유럽바둑콩그레스에서는 아예 오픈부와 유러피안챔피언십 부문을 나누어 진행하고 있었다. 그 사이 유럽에서는 중국기원의 도움으로 자체 프로제도가 생겼고 유럽프로입단대회를 통과한 기사들을 위한 별도 대회 및 관리시스템 등을 새로이 정비하였다. 이 내용에 따르면 오히려 한국에서 입단한 유럽 출신 기사는 실력과는 별개로 유럽에서 살면서 유럽에서 벌어지는 대회에 꾸준히 출전하지 않는 한 이러한 혜택을 받을 수도, 대회에 나갈 수도 없다고 한다. 무조건 유럽에서 활동하는 유럽 국적을 가진 기사들을 위한 시스템인 셈인 것. 그것도 일리는 있다고 생각한다. 어느 쪽에 중점을 두고 활동하느냐에 따른 결과일 것이니.

그리하여 유러피안챔피언십 부문에 출전하려는 기사들은 평소 다른 대회에도 꾸준히 참가하여 랭킹을 관리해야 하고, 1년 농사 결과에 따라 서른 장 언저리의 유러피안챔피언십 티켓 초청 여부가 결정되는데, 입상자들을 위한 상금이 일반 오픈부보다 훨씬 크다. 생중계 및 현장 공개해설, 시시각각 보도되는 기사까지 모든 이목 역시 점점 유러피안챔피언십에만 집중되는 느낌이다. 대회 일정도 2주 간에 걸쳐 진행되는 전체 유럽바둑콩그레스 일정 중 1주 차에 마무리되는데, 상위 입상에 들지 못하고 일찍이 탈락하는 선수들은 3~4일 차에는 오픈부 선수들과 함께 두게 되지만, 유러피안챔피언십의 시상이 이루어지는 첫째 주 주말 이후에는 대부분의 선수들이 대회를 종료하고 귀가를 하는 분위기다.

원래도 유럽바둑콩그레스 전체 참가자들의 비중을 보면 1주 차가 훨씬 많아서 2주 차가 되면 1주 차에 비해 참가자가 절반 이하로 줄어 다소 썰렁해지는데, 꽃 중의 꽃이라고 할 수 있는 유러피안챔피언십이 끝나고 화제성이 뛰어난 선수들이 대부분 떠나는 것도 큰 이유이지 싶다.

그들이 2주간 진행되는 오픈부까지 참가해서 상금을 받기에는 한국, 중국에서 온 강자들이 많아서 입상을 장담하기 어려운 것도 사실이지만 그래도 강자들과의 대국 경험을 통해 배우는 것도 있을 텐데도 대부분의 유럽 상위권 선수들이 빠져나가는 건 좀 아쉬운 광경이다. 그럼에도 불구하고 작년 독일 라이프치히 대회 때는 헝가리의 도미니크 선수가 2주 차까지 남아서 한국 선수들을 제치고 오픈부 3위를 차지했다. 반면에 한국, 중국에서 참가한 선수들은 2주의 대회를 모두 참가하지 않으면 오픈부에 주어지는 상금을 기대할 수 없기 때문에 즐기러 온 것이 아니라면 오래 머물러야만 한다.

결론을 말하자면, 유럽바둑연맹이 한국, 중국에서의 참가자가 점점 많아질 것을 대비한 확실한 장치인 유러피안챔피언십이란 부문을 두어서 유럽 국적의 선수들을 보호하는 대회를 운영한 결과, 정작 오픈대회에는 아시아 선수들끼리 순위경쟁을 하는 기이한 광경이 종종 연출된다. 서로가 재미있는 경쟁을 하기에는 아직까지는 약간이라도 실력 차가 존재하기에 어쩔 수는 없는 것도 충분히 공감가는 바다.

다시 미국바둑콩그레스의 마스터스부 이야기로 돌아와서, 올해의 마스터스부 우승은 한국의 온승훈 아마7단에게 돌아갔다. 대회 시작 전에는 작년 유럽바둑콩그레스 오픈에서 10전 전승으로 우승한 류인수 선수의 우승 가능성이 매우 유력했지만 3라운드에서 온승훈 선수를 꺾은 류인수 선수가 6라운드에서 울산 출신이며 명지대 바둑학과에 재학 중인 김태겸 선수에게 덜미를 잡혔고, 최종라운드인 7라운드에서 온승훈 선수가 김태겸 선수에게 승리를 거두며 승점 점수 차이로 온승훈 선수가 우승을 차지할 수 있었다.



마스터스부 우승상금은

마스터스부 대국장

4,000달러, 준우승은 2,500달러, 3위는 1,000달러, 4위부터 6위까지는 400달러를 받고, 북미 국적 또는 1년 이상 거주자에게 주어지는 별도의 시상인 북미 최고 선수 상금은 Eric LUI, Alan HUANG, Ryan LI, Shengda TAN 선수에게 순차적으로 돌아갔다. 상금은 각각 우승 3,000달러, 준우승 2,000달러 3위 1,000달러, 4위 500달러였다.

2003년부터 한국인 선수가 적지 않게 참가했던 유럽바둑콩그레스와 달리, 이렇게 대규모의 한국 선수들이 참가하여 상위 입상을 휩쓴 것은 올해가 처음일 정도로 미국바둑콩그레스는 어찌 보면 약간 불모지에 가까운 느낌이었다. 이런 결과를 놓고 감사함과 미안한 마음이 들어서 여러 사람과 이야기를 나누어 보았다. 주최측과 선수들에게 들은 전반적인 분위기는 상금권에 해당되는 몇몇 기사에게는 민감한 문제일 수 있겠지만 오픈대회의 취지에 맞게 누구라도 참가할 수 있는 오픈된 대회에서 입상한 부분에 대해서는 한국인이든 중국인이든 누가 참가해도 상관없다고.

물론 유럽도 유러피안챔피언십과 오픈부 외에도 가장 높은 상금을 자랑하는 국가별 팀 대항전(우승상금 10,000유로)도 있고, 미국 역시 올해 뉴욕팀이 우승을 차지한 판다넷 팀 대항전(우승상금 5,000달러), 미국바둑 최강자전, 레드먼드컵 등 별도의 대회들도 운영하고 있는만큼 마스터스부 하나만의 결과로 나 스스로 괜히 지레짐작하는 것일 수도 있겠지만, 상금만을 헌팅하기 위한 목적으로 참가하는 한국 또는 중국 국적의 선수들이 점차 많아진다면 이것이 미국바둑콩그레스 마스터스부에 어떤 변화를 몰고 올지 모를 일이다.



한국이 휩쓴 시상식

#5. 이민자의 나라, 미국바둑 힘의 근원은 중국계 미국인

이번 미국 방문은 여러 가지로 놀라운 점이 많았다. 특히 인상적이었던 부분을 나열하면 아래와 같다.

가장 먼저 와 닿았던 것은 밀도 있는 대회의 짜임새와 자원봉사자들의 열정, 그리고 대회장 전체적으로 조성된 엄숙한 분위기였다. 유럽과 비교해서 상대적으로 일정이 짧으니 밀도야 높아질 수밖에 없고, 내가 소속된 클럽의 도시에서 콩그레스를 유치하여 취미가 같은 친구들을 위해 일정 기간 봉사해야겠다는 그 열정은 매우 부러우면서도 본받고 싶은 문화다. 양쪽의 대회를 모두 참가 해 본 김윤영 프로의 말을 빌자면 유럽이 조금 더 편안하게 즐기는 분위기라면 미국은 진지해서 마치 연구생 리그를 두는 듯한 느낌이라고 소개했는데, 꽤 공감되는 설명인듯하다. 복도 한 편에서 조금이라도 데시벨이 올라가는 잡담을 한다면 어느새 자원봉사자 누군가가 나타나서 ‘쉿’ 소리를 낸다. 다음 날 9시에 대국을 해야 하므로 전날 늦게까지 술 마시고 노는 젊은 친구들도 상대적으로 적은 것 같다.

이렇게 진지한 대국 분위기가 딱 한 번 풀어지는 때가 있는데 바로 페어바둑을 하는 목요일 저녁. 사실 페어바둑 대회라고 하기에는 딱 2판만을 두고 종료하기에, 4팀 중 한 팀, 그만큼 많은 수의 입상팀이 나오기에 이벤트적인 성격이 더 짙다. 앞서 소개했던 것처럼 기본적으로는 남녀 혼성팀으로 구성해야 하지만, 한 명의 선수가 유단자가 아니라면 남녀 팀도 가능하다. 할로윈의 나라답게 매일매일 똑같은 티셔츠만 입고 오는 선수들도 이 시간만큼은 멋지고 재미있는 의상으로 한껏 뽐내는 것이 느껴진다. 기모노를 입은 하네 나오키 9단의 따님들이나, 솜브레로(멕시코 모자)를 쓴 친구, 남녀가 옷을 바꿔 입은 커플, 거북이 의상을 입은 참가자 등등, 눈이 아주 즐거운 시간이다. 한국 선수 중에는 박중훈&김지수 페어가 한국인들끼리 팀을 맞췄고, 나와 정연우, 정지우 선수 같은 경우는 대회 중에 친해진 외국 선수들과 팀으로 출전했다. 아무래도 여자 선수가 귀하다 보니 짝을 찾지 못했던 온승훈 선수 같은 경우는 안되어도 본전이란 생각에 아마 6단 이상의 여자 선수를 구한다는

아주 까다로운 조건을 적어서 주최 측에 매칭을 요청했음에도 불구하고 자원봉사로 방문한 일본의 Chujo Chihiro 초단과 페어가 이루어지는 영광을 안았다.

원래 사전 접수를 받아 실력별 대진에 따라 저녁 7시에 시작하기로 한 대회가 현장에서 추가로 신청을 원하는 팀들로 인해 수정되고 새로운 대진을 짜느라 저녁 8시가 될 때까지 시작할 기미가 보이지 않아도 누구 하나 성을 내는 사람이 없다. 그 시간은 선수들끼리 잡담하고 연습 바둑을 두는 등 교류를 하는 시간인 셈이다. 그러다가도 대국이 시작되면 파티 분위기는 끝나고 또 진지하고 엄숙한 공기가 흐른다. 밤 11시까지 토너먼트 2회전, 페어대회는 그렇게 끝났다. 한국팀 전원은 아무도 2승을 거두지 못했다는 후문이다.

두 번째로 인상적이었던 점은, 생각보다 높은 어린이와 청소년의 비중이었다. 우리나라의 어린이 전문 바둑학원 같은 곳이 거의 없는 유럽의 경우에는 18세 이하 참가자가 10% 정도 될까. 프로제도가 만들어졌다고는 하지만 바둑을 업으로 활동하는 사람은 손가락으로 꼽을 정도로, 아직은 대회 출전이나 바둑 교육으로는 먹고살 만한 인프라가 갖춰지지 않아서, 자녀나 주변 지인 몇몇을 개인과외 정도로 가르치거나 뜻이 있는 선생이 동아리 활동으로 소개하는 정도로 바둑을 처음 접하고 독학으로 실력을 키운 10대 중고등학생들이 대부분이다. 그런데 미국은 참가자의 1/3 정도가 18세 이하였고 이 수가 많으니 그들을 위한 특별 상시 프로그램을 운영할 정도로 적극적인 장려정책을 쓰는 것이 인상적이었다.

미국에서 바둑을 즐기는 인구는 아무래도 아시안계가 많을 수밖에 없으리라 짐작이 되었지만, 확실히 이민 정책이 상대적으로 더 까다로운 편인 유럽보다 미국바둑콩그레스에 출전한 참가자들의 면면을 보면 아시안계가 훨씬 많은 느낌이다(거의 40퍼센트). 상위 실력자들을 보면 더욱 명확하게 갈린다. 마스터스부 30명의 참가자 중에 25명이 중국계 또는 한국 선수들이었고, 오픈부에서도 6~7단 실력의 상위 약 30명 안에는 서양인이 한 명도 없었다. The Surrounding Game(2018)이란 다큐멘터리 영화를 만든 Will Rockhart 5단이 오픈부의 가장 높은 테이블에서 두는 파란 눈의 미국인이었다.

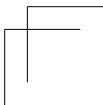
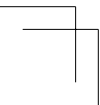
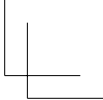
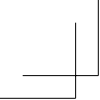
그런데 또 특이한 점이 하나 있었다. 그 많은 수의 아시안이 대부분은 중국계 미국인이라는 점이다. 한국인 참가자는 대한바둑협회에서 파견한 우리 팀 11명 외에,

미국 국적의 한국계는 많아 봐야 10명 남짓 정도밖에 보이지 않는 것 같았다. 구글을 조금만 검색해보도 미국 내의 중국인은 6백만 명, 한국인은 2백만 명이라는 정보를 얻을 수 있는데 그렇다면 바둑은 한중일 삼국이 가장 즐기는 게임인데, 미국 바둑콩그레스에 참가하는 선수들의 비율도 최소한 3:1은 되어야 합리적인 것 아닐까. 중국인은 많고, 한국인은 매우 적은 이 현상에 대해 그 이유를 정말 알고 싶어, 중국 어린이로 보이는 참가자의 부모들과 심도 있는 인터뷰를 해 보았다.

400명의 총참가자 중 절반이 150명 정도는 중국계 미국인이었고, 그중 100명은 18세 이하며, 대부분이 유단자인 이 현상에 대해 중국계 학생의 부모님들은 ‘바둑은 배울만한 가치가 있는 것이며, 비록 우리는 바둑에 대해 잘 모르지만 내 아이가 좋아한다면 본인이 원할 때까지는 열심히 도와주고 싶다,’가 한결같은 답변이었다. 특히 만 12세 안팎의 5~6단 학생들이 상당히 많았는데 이들의 공통점은 4~5년 전, 전 세계적으로 코로나19가 기승을 부려서 미국도 섣달이 한창일 때의 약 2년간, 학교도 제대로 등교하지 않아서 집에서 대부분의 시간을 보낼 때 바둑을 접했다는 것이다. 시간이 많으니 배우는 데 오래 걸리는 바둑의 최대 약점이 별 상관이 없었을 것이다. 또한 코로나로 인해 천천히 도래할 수도 있었던 온라인 학습 시스템이 반강제적으로 시작되는 바람에 중국 본토의 수많은 프로 및 아마강자 사범들로부터 얼마든지 배울 수 있는 양질의 온라인 바둑교육 인프라가 구축되었다. 언제나 수요가 있는 곳에는 공급이 있는 법. 또한 중국계 이민자들은 2세에게 모국어 교육을 소홀히 하지 않기 때문에 중국어로 바둑을 배울 수 있다는 점도 크게 작용을 했을 것이다. 어쩌면 현재 중국의 프로바둑 층이 한국에 비해 탄탄한 것과도 맥락을 같이 하는 것 같다. 한국의 어린이 바둑교육 현장에서 느끼는 바로는 출산율 저하 때문만이 아니라 ‘프로가 되기는 매우 어렵고, 되어도 신진서, 이세돌이 아니면 크게 영광스럽지 않다.’란 대전제 아래에, 바둑을 접하더라도 충분히 오래 배우는 아이들이 줄어들고 있다. 입시 준비를 비롯해 예체능 학습 및 문화체험 활동으로도 아이들은 이미 충분히 바쁘다. 결국은 배울만한 가치가 있는 것으로써의 바둑을 어떻게 알리고 받아들이게 하느냐의 차이 아닐까.

이민자의 나라인 미국에서는 중국계든 한국계든 미국 땅에서 살고 있는 모든 사

람은 철저히 미국인이다. 어떤 이유가 되었던 그 미국인이 바둑을 사랑하고, 특히 어린 참가자들의 유입이 크게 늘어서 실력까지 매우 강해진다면 단순히 즐기는 문화에서 경쟁력을 갖춘 선수 배출까지도 점차 기대할 수 있을 것이다. 나아가 바둑에 대한 이해를 거쳐 연구 분야를 확대하여 노벨화학상까지 받은 데미스 허사비스와 같은 걸출한 인물을 배출하기에도 미국이란 땅은 여러모로 유리한 점이 많은 곳이다. 그래서 이번 미국바둑콩그레스 방문은 여러모로 즐길거리와 더불어 고민거리를 잔뜩 안고 돌아올 수밖에 없었던, 꽤 묵직한 체험이었다.



<서평>

신진서, 『대국: 기본에서 최선으로』, 서울:
휴먼큐브, 2024.

박우석

(한국과학기술원 디지털인문사회과학부 명예교수)

당대 최고수 신진서1)의 자서전은 알파고가 활짝 열었다가 황급히 닫아 버린 “AI 바둑”이라는 판도라 상자 속에 아직 희망이 남았음을 선언하는 장쾌한 출사표다. 바둑을 사랑하는 여러 사람이 거들어 빛을 본 이 시의적절한 책은 남녀노소, 기력 고하를 불문하고 인공지능 시대를 살아가는 우리 모두에게 다양한 방식으로 기쁨을 준다. 인공지능과 신진서의 대화에 귀 기울이지 않는다면 암흑이 곧 희망마저 다 삼켜버릴 것이다.

이 책은 5부로 구성되어 있고, 각각 “1. 제25회 농심신라면배-기적 같은 순간들”, “2. 프로기사의 삶”, “3. 바둑이 나를 키웠다”, 4. 바둑 한판 두실래요?“, ”5. 나침반이 되고 싶다“라는 제목이 달려 있다. 바둑에서 수순이 중요하다는 점은 아무리 강조해도 지나치지 않듯이, 이 책의 저자는 어떤 화제를 어떤 부분에서 꺼내들어야 할지 장고에 장고를 거듭했으리라 짐작된다.

1) 바둑을 사랑하는 사람으로서 하늘같은 고수들을 경칭으로 가리키지 않는다는 것은 생각하기 어려운 일이지만, 글쓰기의 관행에 기대어 경칭을 생략하는 점에 대해 독자의 너그러운 이해를 구한다.

신진서가 마지막 선수로 나설 시점에서 한국이 우승하려면 네 명의 중국 기사와 한 명의 일본 기사를 모두 이겨야만 했고, 그가 이 기적을 이루어낸 일을 제1부에서 집중적으로 조명한 것은 포석에서부터 기선을 제압하기 위해 당연하면서도 탁월한 선택이었다. 제2부가 현재 세계 일인자인 프로기사로서 신진서가 어떤 생각을 하고 있고 왜 그런 생각이 그에게 중요한지를 이해할 단서들을 흘려주는 이 책의 백미다. 제3부는 회고담으로 신진서가 어떤 과정을 통해 성장했는지를 매우 솔직하면서도 담담하게 기술하고 있다. 제5부가 신진서 스스로 그려보는 자신의 미래의 청사진이라면, 제4부는 왜 그가 그런 예상을 벗어나는 그림을 그리는지 막연하게나마 공감할 수 있도록 거드는 역할을 하고 있다.

독자의 관점에 따라 이 책을 읽는 방법은 지극히 다양할 수 있겠다. 예컨대, 제5부에 드러난 신진서의 자아에 관한 철학적 성찰과 바둑 장학생들과 소외계층을 돕는 지극한 바둑 사랑에서 시작해서 그가 부친과 권병섭 선생님 등 여러 스승으로부터 어떤 교육을 받고 어떤 기연을 발판삼아 한없이 높이 비상할 수 있었는지 비밀을 알아내기 위해 현미경을 들이댈 수 있을 것이다. 아니면 신진서가 사투를



벌여야 할 적수들에 대해 어떤 생각을 갖고 있는지에 초점을 맞춰 가까운 미래에 전개될 바둑 세계의 향방을 점쳐보려 할 수도 있을 것이다. 또 저승사자 같은 지독한 승부사가 아니라 인디가수를 좋아하고 패션에 관심이 많은 신진서의 모습을 발견하고 미소 지으며 책장을 넘길 수도 있을 것이다.

나는 이 책 말미의 나가는 글의 제목 “바둑의 신과 하이파이브 하는 그날까지”에 매혹되어 이 글을 쓰게 되었다. 특히 “새로운 시대의 바둑은 인간과 AI 바둑의 교집합 어딘가에 놓여 있[다]”는 탁월한 착상과 “바둑의 신이 기다리는 그 영역은 아직 AI도 도달하지 못했[다]”는 정확한 판단에서 “스스로 바둑의 신이 되지는 못하더라도 하이파이브 정도는 할 수 있지 [않겠느냐]”고 유쾌하게 포부를 밝히는 데 매료되었다. 따라서 아래 덧붙이는 문장들은 모두 신진서와 AI 바둑의 관계에 관한 상념에 국한될 것이다.

알파고가 모든 것을 바꿔놓았다. 신진서와 AI 바둑도 그 점에서 예외가 아니다. 지난 8년 동안 신진서와 인공지능 바둑은 어떻게 변화했을까? 우선 후자의 변화를 스케치한 다음 그 배경에 비추어 본격적으로 전자의 변화의 의미를 음미해보도록 하자.²⁾ AI 바둑 시대에 신진서의 존재는 어떤 의미를 지니는가? 다시 말해서, 신진서는 왜 특별한가?

답마인드는 주지하듯 알파고/Zero에서 그치지 않고 알파/Zero를 선보이며 바둑만이 아니라 체스 등 다른 게임들에서도 오직 규칙만을 이해한 후 자기학습을 통해 놀라운 속도로 최고수로 성장하는 것을 입증했다. 결국 인간이 시도도 못한 새로운 형태의 포석과 전투 형태를 보여주게 되리라 기대되었던 (이병두(2017)의 표현으로) 4세대 컴퓨터바둑은 은퇴한 알파고의 직계 후손은 아니지만, 여전히 후에라고 할 중국의 절예(Fine Art), 릴라, 카타고 등 인공지능 바둑 고수들에 의해 이루어지고 있다. 알파고의 은퇴가 과연 꼭 필요했는지에 대한 의문은 남지만, 바둑

2) 이 글의 상당 부분은 Park(2022)에 의존한다.

과 체스, 스타 크래프트 등 지능 게임들을 넘어 범용 인공지능 개발에 박차를 가하려는 딥마인드의 결정 또한 충분히 이해된다. 알파폴드, 알파폴드2, 알파폴드3를 연속 선보이며 딥마인드가 거둔 혁혁한 성과, 딥마인드 CEO 허사비스의 구글 인공지능 분야 책임자 등극, 작위 수여, 그리고 딥마인드의 허사비스경과 점퍼 박사의 2024년 노벨 화학상 수상 등에 대해서는 우리 모두 익히 알고 있다. [Silver et al. (2018); McGrath et al. (2021); Thornton et al. (2021); <https://www.nytimes.com/2024/10/09/science/nobel-prize-chemistry.html>]

이에 따라 최근 들어 인공지능의 설명가능성에 관심은 최고조에 달했다. 예를 들어, “게임은 아직 끝나지 않았다—포스트알파고 시대의 바둑”이라는 제목을 단 최근 논문에서 에그리 나기(Egri-Nagy)와 퇴르매넨(Törmänen)은 이런 상황을 잘 요약해서 보고했다. [Egri-Nagy and Törmänen(2020)] 무엇보다도, 설명 가능한 인공지능의 핵심적 중요성이 다음과 같이 훌륭하게 지적되었다:

인공지능은 추단된 승리확률과 점수 추정치를 제시할 뿐, 왜 그것이 왜 그런 착수를 하는지를 설명할 수가 없고, 인간들은 스스로 그런 수치들을 생성할 수가 없다. [Egri-Nagy and Törmänen (2020a), section 4.2]

모든 바둑인은 이제 와서는 AI 바둑 선수가 인간 중 최고수보다 1000 Elo 이상 강하다는 것을 부동의 사실로 받아들인다.³⁾ 알파고/Master의 Elo가 약 4800이었으므로, 그 후 더 발전한 AI바둑 선수는 당연히 그보다 높은 Elo를 보유할 것이다. 현재 세계 1위 신전서의 Elo가 3849로 2위 왕싱하오를 약 150점가량 앞서고 있는

3) Elo는 체스와 바둑 등에서 널리 사용되고 있는 실력 평가 시스템이다. “Elo”라는 이름은 헝가리 출신 미국 물리학자 아르파드 엘로(Arpad Elo)에서 온 것이다. (https://en.wikipedia.org/wiki/Elo_rating_system) 데이비드 실버가 알파고/Fan, 알파고/Lee, 그리고 알파고/Master의 Elo를 비교한 그래프는 다음 참조. (https://www.davidsilver.uk/wp-content/uploads/2020/03/AlphaGo-Zurich_compressed.pdf) 바둑 Elo 랭킹은 다음 웹사이트 참조. (<https://www.goratings.org/en/>)

상황에서 인간과 인공지능 바둑 사이에 호선 바둑이란 더이상 의미가 없고 오직 두세 점 접바둑으로만 승부를 겨룰 수 있다는 말이다. 어쩌면 이러한 상황은 AI 바둑을 이용한 일종의 역(逆; reverse) 튜링 테스트로 묘사할 수도 있어 보인다. 말하자면, 최소한의 합리성을 보유했다고 판정받기 위해 우리 인간이 테스트를 받아야만 하는 상황인지도 모르겠다. 아주 오랫동안 컴퓨터 바둑 연구에서의 최대 쟁점은 인간처럼 바둑을 두는 컴퓨터 프로그램을 개발하는 것이었다. 그러나 이제 상황은 반전되어 모든 바둑인은 인공지능 바둑의 착수들을 모방하려 애쓰고 있다.

그렇다면, 딥마인드의 경우는 어떤가? 알파고와 그것의 후손들을 만들어낸 이들은 그것들을 진정한 개체들로, 합리적인 바둑 경기자들로 취급해왔는가? 웬만큼은 그렇다고 해야 할 것인데, 왜냐하면 최소한 그들은 알파고의 여러 판본으로 알파고/Fan, 알파고/Lee, 알파고/Master, 알파고/Zero 그리고 범용 인공지능으로 향해 나아가는 첫걸음이라는 점에서 알파고 족(族)과 차별화되는 알파/Zero를 구별해왔기 때문이다.

그러나, 최소한 원칙상, 알파고와 그 후손들에 작은 변화를 주면서 그것들을 훨씬 더 섬세하게 구별할 수 있었고, 그럼으로써 어떤 의미에서 그것들을 훨씬 더 진지하게 진정한 개체들로 취급할 수 있었으리라고 여겨진다. 이세돌(Elo:3590)은 알파고/Fan(Elo:2900)이 아니라 알파고/Lee(Elo:3750)를 상대했고, 커제(Elo:3694)는 알파고/Lee가 아니라 알파고/Master(Elo:약4800)를 상대했다.⁴⁾ 딥마인드가 이세돌과 커제에게 그들이 각각 상대할 알파고 판본의 실력에 대해 좀 더 풍부한 사전정보(당시 그 판본들의 Elo)를 제공했다면 인류는 좀 더 의미 있는

4) 커제의 상대가 알파고/Master라는 사실은 Silver et al. (2017), 김의중(2023, p. 16)에서 확인할 수 있다. 건설적 비판을 해주신 배인철 편집위원장님 덕분에 중대한 오류를 피할 수 있었다. 그 오류를 축복받은 오류로 변환하기 위해서는 배 박사님처럼 장차 알파고/Master에서부터 이미 “빈 서판(tabula rasa)”으로부터 지식을 쌓아 나갔다는 점을 강조할 것인지 범용화에 방점을 찍기 위해 알파/Zero의 성취를 강조할 것인지에 대해 심층적 논의가 있어야 할 것이다. 그런데 그 사이에서 Elo 5000을 상회하는 알파고/Zero가 감당한 역할은 무엇일까? 알파고/Zero의 정확한 탄생 일자가 궁금하다.

인간/인공지능 상호작용의 실험 사례를 보유하게 되지 않았을까? 알파고의 착수들의 점수 추정치와 승률 그래프를 제공했다면, 패배 후 복기할 상대를 찾지 못해 허탈해하던 이세돌의 모습을 볼 필요도 없지 않았을까?

다소 장황하게 배경을 둘러보았으니 이제 우리의 주된 관심사로 되돌아 가보자. 인공지능 바둑 시대에 신진서의 존재는 어떤 의미를 지니는가? 다시 말해서, 신진서는 왜 특별한가? 이 의문을 풀기 위해서는 신진서가 스스로 인공지능 바둑에 대해 뭐라고 말했는지를 꼼꼼하게 따져봐야 한다. 300 페이지에 육박하는 이 책에서 신진서는 AI 바둑을 헤아리기 어려울 만큼 자주 언급했는데, 그 사례들은 AI 바둑에 관한 생각을 담은 것들과 기보가 동반된 상황에서 구체적으로 AI 바둑이 추천하는 수를 소개한 것들로 나누어 볼 수 있다. 전자의 예로 제2부의 “친구이자 스승이자 넘어서야 할 그것, AI”라는 독립된 섹션을 꼽을 수 있고(pp.91-98), 거기에는 “나의 대국 중에 꼽아보는 AI시대의 묘수”라는 또 다른 하부섹션이 부록 격으로 붙어 있기도 하다 (pp.99-112) 후자의 경우에는 AI 바둑이 놓친 신진서의 묘수가 가장 주목할 만한 내용일 것이다.

“친구이자 스승이자 넘어서야 할 그것, AI”라는 제목의 독립된 섹션에서의 논의는 편의상 크게 (1) AI 바둑이라는 존재자 자체에 대한 인상, 생각, 그리고 평가를 담은 부분 (2) AI 바둑을 활용한 인간의 바둑 공부에 관한 생각을 담은 부분, 그리고 (3) 향후 철학과 바둑학에서 재조명해야 할 문제로서 인간성과 기풍과 묘수에 관한 생각을 담은 부분으로 나누어 볼 수 있다. 그러나 이 논의들은 서로 긴밀하게 얹혀 있는 까닭에 억지로 분리할 수도 없고, 실제로 그것들이 따로따로 순차적으로 논의되지도 않았으며, 지속적으로 서로 영향을 미치면서 심화되는 양상을 보인다.

모종의 존재자로서의 AI 바둑 자체에 대한 생각 중에는 매우 흥미롭지만 과연 사실인지 확인해봐야 할 사항들이 포함되어 있다. 예를 들어, 알파고 이후 AI 바둑

이 발전을 거듭했다고 보고하는 동시에 그 발전속도가 과거에 비해 둔화되었다는 느낌을 전하고 있는데, 이 두 주장 각각에 대해, 그리고 그 두 주장들 사이에 관계에 대해서 더 논의할 여지가 있을 것 같다. 알파고/Master의 Elo가 4800이라고 하는데, 그렇다면 그 후 발전을 거듭한 AI 바둑 선수들의 Elo는 어떻게 상승했는지 수치로, 그리고 그래프로 확인할 필요가 있다. 발전 속도가 둔화되었다는 것도 단순한 개인의 느낌인지, 아니면 정량적으로 입증할 수 있는 것인지 궁금하다. 그 두 주장이 각 국가들이 보유한 AI 기술과 바둑 기량의 상관관계를 논의하는 맥락에서 나왔고, 현재 “AI의 버전 차이가 프로기사의 연습에 지장을 주는 정도는 아닌 상황”이라는 이야기를 하기 위해 거론되었기 때문에 논의의 흐름을 따라가는 데는 아무 문제가 없지만, 훗날 바둑사 연구를 위해서는 두 주장의 진위도 가려두어야 할 것이다.

AI 바둑이 제시하는 수들이 과연 정답인가, 모범답안인가를 물을 때 필연적으로 상당한 애매모호함이 개입되는 것으로 여겨진다. 아마도 오해가 생길 위험을 피하기 위해 저자는 “정답은 없다”고 명시함으로써 “AI가 제시하는 모범답안” 또는 “AI가 찍어주는 일종의 정답”이 반드시 정답은 아니라는 점을 분명히 하려 했을 것이다. 같은 맥락에서 “바둑이 내포한 궁극적 정답”이라는 관념이 도입된다. 실재론과 관념론 사이의 오랜 논쟁을 상기할 때 AI 바둑의 수들을 깊이 성찰하면서 신진서는 이미 매우 심오한 철학적 사변에 도달한 것으로 여겨진다.

AI 바둑의 상대로서의 인간과 그의 공부에 관한 논의가 AI 바둑 자체에 관한 철학적 성찰과 떼레야 떼 수 없는 관계에 있다는 점은 자명하다. “인간의 기량을 뛰어넘는 기량을 보인다는 이 도구를 어떻게 활용해야 할지 누구도 알려주지 않았다”는 저자의 보고는 느닷없이 인공지능 시대에 내던져진 우리 모두의 상황을 가감없이 정확하게 기술하고 있다. 그 상황에서 신진서는 무엇을 어떻게 했고, 그의 실험은 우리에게 무엇을 말해주는가?

신진서는 이렇게 고백한다:

AI를 받아들이는 게 맞는지, 내 공부법을 고수하는 게 맞는지에 대한 고민이 한동안 이어졌다. 지난한 과정 끝에 AI를 내 바둑에 도입하는 법을 습득했고, 이후에는 완전히 새로운 공부방법으로 바둑을 대하게 되었다. (p.95)

이 놀라운 고백 직후에 그는 하루 대부분을 AI와 보내는 자신에게 AI는 “최고의 스승이자 스파링 상대가 된 셈”이라고 단언하고 있다.

이런 신진서의 발언을 그저 수사적 효과를 노린 메타포로 이해하는 것은 지극히 무책임한 처사가 될 것이다. 왜냐하면 문자 그대로 AI와 하루 종일 함께 생활하면서 AI로부터 배운 바와 AI와 죽기살기로 싸우며 생생하게 체험한 바에 대한 증언은 결코 쉽게 얻을 수 없는 소중한 “인간과 AI의 상호작용 사례”의 기록이기 때문이다. 신진서는 물론 그가 “인공지능을 가장 적극적으로 활용한 사람”이라는 점에서 특별하다는 사실을 잘 인식하고 있다. (p.91)

절대 고독 속에서 AI하고만 교섭하면서 획득한 AI 활용의 비법을 귀동냥해서 내 것으로 만들기는 불가능하다. 그럼에도 불구하고 신진서는 자신이 터득한 바를 온갖 수단을 다 동원하여 다른 이들에게 전하기 위해 최선을 다했다. 우선 수사적 의문문으로 표현된 그의 결론부터 보자:

충분히 활용하되 인간의 몸으로 바둑을 두고 있음을 잊지 않는 것. 이것이 AI시대에 바둑 강자로 거듭나는 방법이 아닐까. (p.98)

심오한 내용이 압축적으로 담겨 있는 이 비결로부터 많은 의문이 꼬리를 물고 제기되는 것은 당연하다. 그 의문들에 대한 부분적 답이 또한 그 결론을 내리기에 앞서 논의한 내용에 흔적을 남기고 있으리라는 점 또한 자명하다. 실제로 신진서는 인공지능의 추천 수만 수동적으로 따라가면 공부에 한계가 있으므로

그것을 뛰어넘는 수를 계속해서 상상하고 계산하며 내가 가진 수를 발전시켜 나가는 게 진짜 AI 공부

라고 힌트를 주고, 그것에 대해 “정답 너머의 정답을 바라보는 방식”이라는 화두를 제시하기도 한다. (p.94)

이런 방식에 따라 절차탁마한 결과, 신진서는 인간과 AI의 실력이 “결코 극복할 수 없는 차이라고 보지는 않는다”는 놀랍고도 대담한 결론에 도달한다. (p.95) 그는 이 결론의 논거로 상당 수준의 프로기사가 “자신의 스타일대로 두어도 AI가 제시하는 정답과 크게 동떨어지지 않는다”는 점을 들었고, 이런 관찰의 결정적 중요성은 그것이 “바둑이 내포한 궁극적인 정답에 AI만큼이나 인간도 가까워졌다는 뜻이다”라는 통찰로 이어졌다는 데서 찾을 수 있다.

이 통찰은 인공지능 시대에 자칫 좌절하기 쉬운 인간에게 미래에 대한 희망과 용기를 주는 복음일 뿐만 아니라 과거와 화해하도록 인도해주는 나침반이기도 하다는 점에서 고무적이다. AI바둑의 출현으로 공부 방식은 바뀌었지만 수천 년에 걸친 바둑사의 맥은 여전히 그대로 이어지고 있다는 것이다. 그런 관점에서 신진서는 “기풍은 사라졌다기보다는 과거에 비해 잘 보이지 않는다고 표현하는 게 적절할 것 같다”는 의견을 개진한다. (p.96) 마찬가지로 그는 묘수에 대해서도 이런 멋진 재해석을 제시한다:

블루스팟은 당연히 두어야 할 정수(正手)이며, 정수를 뛰어넘는 묘수란 AI의 수읽기를 넘어서는 수가 되어야 하는 것이다. (같은 곳)

기풍과 묘수에 관한 이런 타견은 얼마 되지 않는 기존 연구(정수현, 2001)와 더불어 향후 바둑학 연구자들에게 대단히 유망한 출발점 역할을 할 것이 확실하다.

그러나 AI의 수읽기를 넘어서는 수란 도대체 어떤 것인가? Elo가 한참 떨어지는 두세점 하수가 AI 바둑 경기자의 수읽기를 넘어선다는 것이 애당초 가능한가? 이런 질문을 별다른 고뇌 없이 던질 무수한 의심꾸러기들에게 당대 최고수는 이미 예상치 못했을 반격을 준비해두고 있다. 신진서는 실제 시합 바둑 대국에서 자신이 AI 바둑이 발견하지 못한 묘수를 둔 사례를 증거로 제시한다:

당시 이 수법을 AI도 발견하지 못했었는데, 반상에 놓이자 승률 그래프가 확연히 흑 쪽으로 기울었다. (p.29)

가능성을 입증하기 위해서는 단 하나의 사례만으로도 충분한데, 이외에도 복수의 사례가 제시되었다는 점을 잊지 말도록 하자. (p.100, p.109)

새까만 하수가 당대 최고수의 저서를 품평한다는 것은 애당초 주제넘은 일이었다. 논의의 범위를 신진서와 인공지능 바둑의 대화에 한정했음에도 불구하고 미처 거론하지 못한 주옥같은 생각들이 도처에 즐비하다. 예를 들어, “인공지능과 인간의 관계맺기”를 화제로 삼은 부분에서 신진서가 필연적으로 자신과 비교될 운명인 이창호와 이세돌을 거론했다는 점은 의미심장하다. (pp.84-85) 신진서는 이 위대한 선배 거목들에 대해 특단의 존경심을 표했다고 본다. 그러나, 매우 조심스럽게 표현하고 있지만, 신진서가 가장 존경하는 바둑인은 박정환으로 보이고, 이 책을 탐독하는 독자는 자연스레 고개를 끄덕이며 그의 판단에 수긍하게 될 것이다. 바둑의 패러다임을 바꾸었거나 바꾸고 있는 최고수 중의 최고수를 가리는 문제에서 현재의 신진서가 가장 존경할 수밖에 없는 인물은 현재에도 오로지 바둑만 보고 정진하는 진정한 프로 박정환이라는 말이다. (p.192)5)

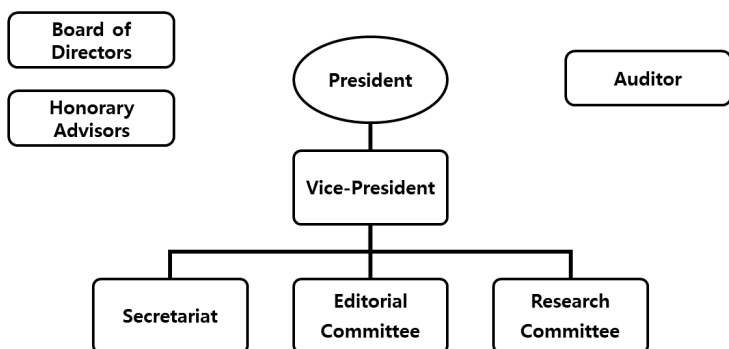
이제라도 서둘러 패배를 자인하고 돌을 거두어야 하지만, 한 마디만 더 사족으로 덧붙이고자 한다. 아직 AI도 도달하지 못한 “바둑의 신이 기다리는 그 영역”으로 맹렬히 달려가는 중인 저자는 동시에 “만약 바둑을 떼어내면 ‘나’는 무엇일까?”

5) 신진서가 가장 애착이 가는 자신의 묘수로 꼽은 수가 박정환과의 대국에서 나왔다는 점도 결코 우연만은 아닐 것이다. (p.104)

라는 철학적 질문을 던지고, “먼 미래에는 좋은 사람, 그리고 성숙한 사람이 되고 싶다”는 아름다운 답을 제시한다. (p.278) 승부욕이 강해서라고 포장하기에는 못한 짓을 참 많이 했다고 스스로 인정하는 (p.166) 저자에게 이제 와서 저자의 아버님은 가끔 어깨를 두드리며 “신진서 이제 사람 됐네”라고 말씀하신다고 한다. (p.186) 이미 좋은 사람, 그리고 성숙한 사람이 됐다는 말씀에 동의하면서, “신진서와 신진서의 아버지” 사례는 장차 “존 스튜어트 밀과 그의 아버지 제임스 밀의 사례” 대신 역사에 남을 성공적 천재 교육의 대표적 사례”로 쓰이게 되리라 점치고 싶다.

참고문헌

- 김의중, (2023), 『알고리즘으로 배우는 인공지능, 머신러닝, 딥러닝』, 머리어드 스페이스.
- 이병두, (2017), “컴퓨터바둑의 진화와 발전방안”, 『월간바둑』 3월호,
- 정수현. “기풍의 객관적 분류를 위한 요인분석”, 『바둑과 문화』 2 (2001), 21-56.
- Egri-Nagy, A. and A. Törmänen (2020a), “The Game Is Not over Yet-Go in the Post-AlphaGo Era”, *Philosophies* 5, 37.
- McGrath, T. et al. (2021) McGrath, T. et al. (2021), “Acquisition of Chess Knowledge in AlphaZero”, *arXiv:2111.09259v1 [cs.AI]*.
- Park, W. (2022), “How to Make AlphaGo’s Children Explainable”, *Philosophies*, 7.3, 55. <https://doi.org/10.3390/philosophies7030055>.
- Silver, D. et al. (2017), “Mastering the Game of Go without Human Knowledge”, *Nature*, 550, 354-371.
- Silver, D. et al. (2018), “A General Reinforcement Learning Algorithm that Masters Chess, Shogi, and Go through Self-play”, *Science* 362, 1140_1144.
- Thornton, J. M. et al. (2021), “AlphaFold heralds a data-driven revolution in biology and medicine”, *Nature Medicine* 27, 1666–1671.



International Society of Go Studies

Executive (2023- 2025)

Executive Officers

President: Prof. Nam Chihyung (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Vice-Presidents:

Prof. Sun Yuan 3p (China, Shanghai International Studies University)

Ohasi Hirofumi 7p (Japan, Tokyo Institute of Technology)

Daniela Trinks (Germany, former Professor in Dept. of Go Studies in Myongji Univ.)

Auditor: Dr. Kang Nayeon (Korea, Korea Baduk Association)

Secretary General: Luo Jingyue (China, Dept. of Go Studies in Myongji Univ.)

Honorary Advisors

Prof. Lim Seongbin (Korea, Myongji University, Dep. of Traffic Engineering)

Prof. Park Woosuk (Korea, KAIST, Dep. of Philosophy)

Mr. Park Jungchae (Korea, former President of IGF)

Prof. Thomas Hsiang (USA, Univ. of Rochester, IGF Vice-President, IMSA General Secretary)

Mr. Tanioka Ichirō (Japan, President of Osaka University of Commerce)

Mr. Korsak Chairasmisak (Thailand, Founder of Go Society of Thailand)

Prof. Jeong Soohyeon 9p (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Dr. Kim Dalsoo (Korea, Asian Go Federation)

Board of Directors

Prof. He Yunbo (China, Nanjing University of Technology)

Prof. Xu Ying (China, Shenzhen University)

Mr. Chang Jaehyuk (Korea, President of Korea Para Sailing Federation)

Dr. Park Yongnam (Korea, Director of Nur Hospital)

Prof. Kim Jinhwan (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Prof. Daniela Trinks (Korea, Myongji University, Dep. of Go Studies)

Prof. Sun Dechang (China, Shanghai Jianqiao University, Go Department)

Dr. Chang Chao-feng (Taiwan, Chairman of Taiwan Weichi Education & Development Association)

Prof. Li Zhe 6p (China, Wuhan University)

Research Directors

Dr. Bae Incheol (Korea, Fiscal Reform Institute)

Prof. Kim Jaeup (Korea, UNIST, Dep. of Physics)

Prof. You Xiaochuan (China, Beijing University)

Prof. Damir Medak (Croatia, University of Zagreb, Faculty of Geodesy)

Prof. Thomas Wolf (Canada, Brock University, Dep. of Mathematics)

Prof. Wu I-Chen (Chinese Taipei, National Chiao-Tung University, Dep. of Computer Science)

Prof. Kim Junghoon (Korea, KAIST, Dep. of Psychology)

Prof. Lee Changbong (Korea, Catholic University, Dep. of English)

Prof. Park Yeong Yong (Korea, Mokpo University, Dep. of Mathematics)

Dr. Silvia Lozeva (Australia, Institute 361)

논문투고 규정 및 작성요령

1. 논문투고자는 본 학회의 회원에 한한다. 단, 비회원은 공동연구자로 참여할 수 있다.
2. 논문은 본 논문지에 투고하기 전에 공개 출판물에 발표되지 않는다.
3. 투고 규정에 위배되는 원고는 접수하지 않는다.
4. 논문은 연중 수시로 접수하되, 학회지 발행 예정일 2개월 전에 해당호에 게재할 논문을 마감한다.
5. 논문의 심사는 전문가 심사과정(peer review processor)에 따라 진행하며, 본 학회의 심사규정에 따른다.
6. 논문의 채택여부는 본 학회지 편집위원회의 결정에 따르며, 논문의 부분적 수정을 요구할 수 있다.
7. 논문투고자는 1부를 작성, 투고신청서와 함께 사무국장의 공식 이메일로 제출한다.
8. 논문 첫 쪽에 제목, 성명, 소속기관 (모두 영문 포함), 연구분야, e-mail 등을 기입한다.
9. 논문은 영문초록(주제어 포함), 본문, 참고문헌의 순으로 한다.
10. 논문의 영문초록은 500단어 이내로 한다.
11. 논문은 [별첨1] 국제바둑학회지 투고논문 편집지침에 맞추어 제출한다.
12. 논문은 [별첨1] 을 기준으로 A4 20장 내외로 한다.

[별첨1] 국제바둑학회지 투고논문 편집지침

1. 한국어 논문은 한글과컴퓨터사의 한글로 작성하는 것을 원칙으로 한다.
2. 형식 지침
제출하는 논문의 형식은 아래와 같은 형식을 권고한다.
 - 제목은 한글 함초롱바탕 18, 굵은체, 그 다음 줄에 영문 제목은 Times New Roman 18, 굵은체, 중간 정렬로 한다.
 - 저자 이름은 한글 함초롱바탕 12, 그 다음 줄에 영문 이름은 Times New Roman 12, 우측 정렬로 한다.
 - 저자 소속은 한글 함초롱바탕 12, 그 다음 줄에 영문 소속은 Times New Roman 12, 우측 정렬로 한다.
3. 논문의 저자가 2인 이상인 경우, 논문 작성에 대한 참여 정도에 따라 책임저자(제1저자), 공동저자(제2저자) 등으로 공동 저자의 순위를 정하고 참여 정도가 동등한 경우 공동저자라고 밝히고 저자들을 ‘가나다’ 또는 ‘ABC’ 순으로 기재한다. 영문인 경우 책임(1st author), 공동 (Co-author, 2nd author, 3rd author...) 등으로 명기한다. 모든 논문은 교신 저자(Corresponding author) 표기를 해야 하며, 단독 저자 논문의 경우 단독 저자를 교신 저자로 표기하는 것을 원칙으로 한다.
4. 한글의 경우 본문은 함초롱바탕, 글자크기 10, 장평 100, 자간 0%로 한다.
5. 원고 중 장에 해당되는 번호는 로마자(I, II ...)로, 절에 해당되는 번호는 아라비아자(1, 2, 3,...)로 표시한다.
6. 그림과 표의 제목은 아래에 써넣고, 본문에서 그림과 표에 대한 언급은 괄호를 사용하지 않고 언급한다.

7. 참고문헌에서 문헌 나열은 한글을 먼저 ‘가나다’ 순으로 나열하고 그 다음에 외국어 문헌을 언어별로 분리하여 알파벳순으로 나열한다.

[별첨2] 연구윤리확약서

1. 저자(들)는 본 논문이 창의적인 것이며, 위조, 변조, 표절, 부당한 저자 표시, 중복 게재 등의 연구부정행위를 하지 않았음을 확인합니다.
2. 저자(들)는 본 논문에 실제적이고 지적인 공헌을 하였으며 논문의 내용에 대하여 책임을 함께 합니다.
3. 본 논문은 과거에 출판된 적이 없으며, 현재 다른 학술지에 게재를 목적으로 제출되었거나 제출할 계획이 없습니다.

Regulations for Submission Journal of Go Studies

1. All submissions to the *Journal of Go Studies* should be limited to members of the International Society of Go Studies; Non-members are allowed to participate as joint authors.
2. Authors must not submit their manuscripts that have already been published in a domestic/foreign journal without disclosing the fact. Also, the same manuscript shall not be submitted to more than one journal at the same time.
3. The manuscripts that violate the submission rules will not be accepted.
4. Author(s) may submit manuscripts at any time of the year. However, the manuscripts to be published in the upcoming volume should be submitted no later than two months before the due date of publication.
5. The manuscript shall be reviewed according to the peer review process and the regulations of this society.
6. Whether or not to accept a manuscript is subject to the decision of the editorial committee of the journal, and partial revisions of the manuscript may be requested.
7. Author(s) shall submit the manuscripts together with the submission application form via the official e-mail of the Secretary General.
8. All author(s) should also include the title, the author's name, and the details of their affiliation, and e-mail address on the first page of the manuscript.
9. The manuscripts should be written in the following order: abstract, keywords, body text, and references.

10. The abstract should be approximately 500 words.
11. Author(s) should conform to the guidelines in appendixes 1 and 2 in submitting manuscripts.
12. The length of the manuscript should not exceed A4 20 pages.

Appendix 1. General Guideline

1. File Format

In principle, the manuscript shall be written in MS Word (.doc or .docx).

2. Specifications for Manuscripts

All manuscripts should be formatted for publication according to the style notes below;

- The title of the article: Times New Roman 18 bold, not indented, centered
- Author's name: Times New Roman 14, line space above
- Author's workplace or affiliation, nation: Times New Roman 12, italicized

3. Authors' Names & Corresponding Author

If there are more than one author, their names should be listed sequentially, beginning with the author who has made the greatest contribution to the article followed by the other writers in descending order, the Primary author (1st author), Co-author, 2nd author, 3rd author, etc. If equal contributions to the article were made, names of co-authors should be provided in alphabetical order. Every article should have a corresponding author. Therefore, in the case of a single author article, he/she should be designated as the corresponding author.

4. Body of the Article

In the case of English manuscripts, the font shall be Times New Roman, font size 11, 100% character spacing, and single line spacing.

5. Headings

The level 1 headings shall use Roman numerals (I, II...), while other heading levels shall use Arabic numerals (1, 2, 3...).

6. Figures and Tables

The title of the figures and tables should be placed below, and the in-text references mentioned without using parentheses.

7. In the reference list, the references should be sorted in the languages as following order; English and then the others in the alphabetical order.

Appendix 2. Research Ethics Guideline

1. The author(s) confirm that this manuscript is original and did not commit research misconduct such as forgery, falsification, plagiarism, unfair indication of authorship, or duplicate publication.
2. The author(s) have made practical and intellectual contributions to this paper and share responsibility for the contents of the paper.
3. The author(s) have never published the manuscript or translations of it in the past, they have not submitted it, and have no plans to submitted it for publication in other academic journals.

국제바둑학회 (International Society of Go Studies)

주소: 경기도 용인시 처인구 명지로 116 창조예술관 바둑학과

전화번호: 031-330-6255

이메일: badukstudies@gmail.com

회원이 되시면 연 2회 논문집을 받아보실 수 있고, 국제학술대회
에도 참여하실 수 있습니다.

- 일반회원: 연5만원

- 평생회원: 50만원

문의: 나경월 사무국장 badukstudies@gmail.com

후원 및 회비납부 계좌: 하나은행 521-910147-98507

(예금주) 남치형