

## 무전략 몬테카를로 트리탐색을 활용한 9줄바둑에서의 첫 수

이병두  
세한대학교 체육학부 바둑학과  
blee026@korea.com

The first move in the game of  $9 \times 9$  Go, using non-strategic Monte-Carlo Tree Search

Byung-Doo Lee  
Dept. of Baduk Studies, Division of Sports Science, Sehan University

### 요약

인공지능 연구에서 바둑은 위치평가의 어려움과 엄청난 분기수로 인해 가장 도전적인 보드게임으로 여겨지고 있다. 몬테카를로 트리탐색은 이러한 문제점을 극복할 수 있는 고무적인 돌파구이다. 알파고의 숨겨진 아이디어는 주어진 위치에서의 승률을 예상하여 깊은 탐색을 유도한 후 가장 고무적인 착수를 찾아내는 것이었다. 본 논문에서는 무전략 MCTS를 활용하여 9줄바둑에서 프로기사들이 최상의 첫수로 여기는 천원점이 옳다는 것을 확인했으며, 또한 가장 유행하는 첫 수들의 평균승률을 비교했다.

### ABSTRACT

In AI research Go is regarded as the most challenging board game due to the positional evaluation difficulty and the huge branching factor. MCTS is an exciting breakthrough to overcome these problems. The idea behind AlphaGo was to estimate the winning rate of a given position and then to lead deeper search for finding the best promising move. In this paper, using non-strategic MCTS we verified the fact that most pro players regard the best first move as Tengen (Origin of heaven) in  $9 \times 9$  Go is correct. We also compared the average winning rates of the most popular first moves.

**Keywords** :  $9 \times 9$  Go(9줄바둑), position evaluation(위치평가), branching factor(분기수), MCTS(몬테카를로 트리탐색), first move(첫수), Tengen(천원점)

Received: May. 30. 2017

Accepted: Jun. 20. 2017

© The Korea Game Society. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

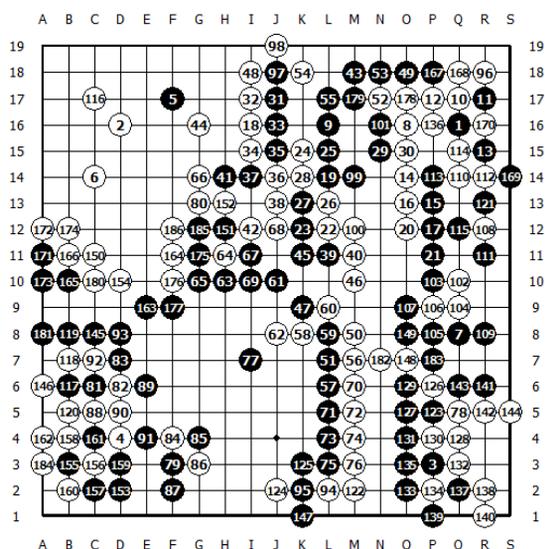
Corresponding Author: Byung-Doo Lee(Sehan University)

E-mail: blee026@korea.com

ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

## 1. 서 론

적어도 2,500여 년 전 중국에서 기원된 바둑은 그동안 컴퓨터가 인간을 완전히 제압 못하고 있었던 마지막 보드게임이었다[1,2,3,4,5]. 그러나 2016년 3월 AlphaGo가 세계 최강의 프로기사인 이세돌 9단에게 4:1로 대승을 거두어 전 세계에 충격을 주었다([Fig. 1] 참조). 또한 AlphaGo 신드롬을 불러 일으켰으며, 심지어 인공지능에 대한 두려움마저 가져다주었다.



[Fig. 1] The first game record, with AlphaGo's win by resignation, played between Lee Sedol(Black) and AlphaGo(white)

현재의 컴퓨터바둑은 제3세대가 되며, 향후 제4세대 컴퓨터바둑이 등장할 것으로 예견된다[6]. 제1세대는 2000년 초까지 몬테카를로 기법이 나오기 이전 시대가 되며, 주로 휴리스틱(heuristic) 탐색을 활용한 시기가 된다. 제2세대는 몬테카를로 기법을 사용한 시대로 AlphaGo가 등장하기 이전 시대가 된다. 이 시기는 컴퓨터바둑을 위해 과학자들이 특별히 창안한 몬테카를로 트리탐색(MCTS: Monte-Carlo Tree Search)을 주로 사용하였으며 [7], [Table 1]에서 보듯이 단기간 내에 급격한 기

력 향상을 보인 시기가 된다.

[Table 1] The first 19×19 computer Go programs won against human Go professionals[1,2,3]

Year	Handicap	Human level	Computer program
2008	9	8 dan	MoGo
2008	8	4 dan	Crazy Stone
2008	7	4 dan	Crazy Stone
2009	7	9 dan	MoGo
2009	6	1 dan	MoGo
2010	6	4 dan	Zen
2012	5	9 dan	Zen
2013	4	9 dan	Crazy Stone
2015	0	2 dan	AlphaGo
2016	0	9 dan	AlphaGo

제3세대는 몬테카를로 기법과 심층학습(deep learning)을 접목한 AlphaGo와 유사한 알고리즘을 사용한 시기가 된다. AlphaGo는 인간이 경험한 엄청난 양의 인간 기보를 바탕으로 학습된 관계로 인간 기보에 종속될 수밖에 없다. 그러나 현실 세계에서는 이러한 엄청난 인간의 결과물을 쉽게 입수할 수 없어, 바둑이 아닌 다른 인공지능 분야로의 AlphaGo 적용은 한계가 있다[6]. 저자의 견해로 보면 향후 제4세대 컴퓨터바둑은 인간의 기보가 아닌 오로지 바둑규칙만을 이해한 후, 컴퓨터 스스로가 자기학습(self-learning)을 통해 컴퓨터바둑만의 새로운 바둑세계를 발굴해내는 시기가 될 것이다. 한 예로 1992년 컴퓨터백가몬(computer backgammon)이 시차학습(temporal difference learning)을 통해 인간이 시도도 못한 새로운 형태의 백가몬게임을 보여주었다.

컴퓨터바둑이 이렇게 단기간에 비약적인 기력 향상을 할 수 있었던 원동력은 MCTS 적용에 있다. 최강의 컴퓨터바둑인 AlphaGo 역시 심층신경망(deep neural-network)을 통한 MCTS와 자기 스스로의 학습을 위한 강화학습(reinforcement

learning)을 합성한 기법으로, 이 역시 알고리즘 근간에는 MCTS 적극 활용에 있다[1,7,8,9].

본 논문에서는 아무런 전략이 없는 순수 MCTS를 활용하여 19줄바둑의 축소판인 9줄바둑에서 덤(공제: komi)을 고려한 최상의 첫 수를 구하고자 했다.

## 2. 본 론

### 2.1 바둑

바둑은 두 대국자가 흑과 백의 바둑돌로 규칙을 준수하며, 19줄(19×19) 바둑판 위 361개의 교차점에 교대로 착수하여 쌍방이 차지한 집과 사석(잡은 돌)의 많고 적음으로 승패를 가리는 경기이다[10]. 한 판의 바둑은 초반, 중반, 종반으로 구분하고 있으며, 초반은 영토의 기본 골격을 구축하는 포석 단계, 중반은 전투 행위를 하는 단계, 종반은 영토의 경계를 마무리하는 끝내기 단계가 된다.

바둑에서의 덤은 먼저 두는 첫 번째 대국자(흑)가 유리하기 때문에 나중에 두는 두 번째 대국자(백)에게 그 불리함을 보상해 주기 위한 규칙으로, 현재 한국과 일본은 6.5집, 중국은 7.5집을 게임 종료 후 계가 시 두 번째 대국자에게 공제를 하고 있다[11].

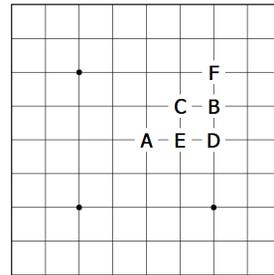
포석 단계에서의 첫 수는 영토를 차지하기 유리한 곳인, 즉 모서리 부근의 두 지역이 막혀있는 귀에 둔다. 귀에 두는 수로는 화점(Star point or Hoshi), 소목(Small eye or Komok), 3삼(Three by three or Sansan), 외목(Outside the eye or Moku hazushi), 고목(High eye or Takamoku)의 다섯 가지가 사용되며[12], 현대 바둑에서는 화점과 소목을 압도적으로 많이 두고 있다[13].

### 2.2 9줄바둑

전 세계적으로 19줄바둑이 공식 대국용으로 쓰이고 있으며, 19줄바둑의 축소판인 9줄바둑은 주로 어린이 학습용 또는 단시간 내에 소일을 위한 간

이 게임으로 사용되고 있다. 또한 9줄바둑은 19줄 바둑에서 중시하는 전략보다는 전술을 중시한다.

[13]에 따르면 프로기사들이 선호하는 9줄바둑에서의 첫 수는 [Fig. 2]에서 보듯이 천원점(A의 곳), 소목(B의 곳), 화점(C의 곳), 외목(D의 곳), 고목(E의 곳), 3삼(F의 곳)의 순으로 나타났으나, 그 수리적 이유에 대해서는 언급되고 있지 않다.



[Fig. 2] Go terms of 9×9 board positions: Tengen(A), Komok(B), Hoshi(C), Moku hazushi(D), Takamoku(E), and Sansan(F)

### 2.3 몬테카를로 트리탐색

MCTS는 위치평가함수(position evaluation function)를 사용하지 않는 최대우선탐색(best-first search) 방법으로 탐색공간에 대한 무작위 탐색(exploration)을 통해 최상의 근사해를 구해내며, 아울러 게임트리의 규모를 획기적으로 줄일 수 있는 장점을 갖고 있다[1,14,15].

MCTS는 게임 중 발생하는 행위들에 대한 정보를 담은 게임트리와 MC 시뮬레이션을 위해 사용되는 정보를 담은 탐색트리가 필요하며[1,16], 선택, 확장, 시뮬레이션, 역전파라는 4단계를 거친다 [1,3,17].

□ 선택(selection): 트리정책(tree policy)을 적용하여 단말노드를 만날 때까지 계속하여 확장 안된 노드를 선택해 나간다.

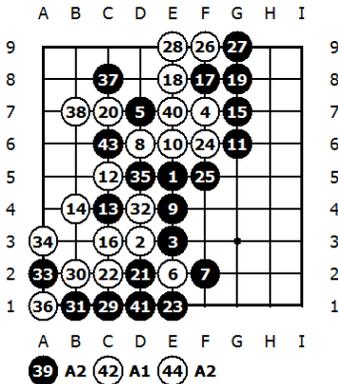
□ 확장(expansion): 선택단계에서 정해진 자식 노드가 탐색트리에 첨가된다.

□ 시뮬레이션(simulation): 디폴트정책(default policy)에 의거 단말노드를 만날 때까지 몬테카를로 시뮬레이션을 지속한다.

□ 역전파(backpropagation): 시물레이션에서 구해진 보상값을 뿌리노드로 역전파하며 통계량을 갱신한다.

## 2.4 몬테카를로 9줄바둑

바둑은 그동안 컴퓨터가 인간을 완전 제압하지 못했던 마지막 보드게임이었다[4,5,18,19]. 1990년대부터 컴퓨터바둑의 기력 향상을 위해 최신 인공지능 기법을 적용하였으나, 그 기력이 프로기사에 못미쳐 새로운 방법을 고대하고 있었다[18,20,21,22,23]. 그 대안책으로 몬테카를로 트리탐색을 바둑에 적용한 결과, 마침내 2009년에 Fuego라는 컴퓨터바둑이 [Fig. 3]에서 보듯이 최정상 기사인 Zhou Junxun 프로 9단을 누르면서 9줄바둑에서 컴퓨터가 인간을 완전히 제압했다[2,18,20,24].



[Fig. 3] The first 9×9 computer Go, Fuego(White), won by 2.5 points against a top-ranked professional player with 7.5 komi[2]

## 2.5 실험 결과

### 2.5.1 9줄바둑에서의 최상의 첫 수

9줄바둑에서의 최상의 첫 수를 구하기 위해 무전략 순수 MCTS를 적용하여 착수 가능한 81곳에 대한 100,000번의 시물레이션을 실시하였다. 실시 결과 [Fig. 4]와 [Table 2]에서 보듯이 4.5집 텀(공

제)을 적용한 경우 최상의 첫 수는 50.3%의 승률을 보인 천원점(5-5)이 됨을 알 수 있었다. 이는 프로기사들이 9줄바둑에서 가장 많이 선호하는 첫 수의 위치인 천원점이 통계학적으로 맞다는 것을 보여주고 있다.

.412	.441	.438	.444	.445	.443	.436	.439	.413
.437	.448	.463	.472	.476	.474	.464	.450	.439
.437	.463	.476	.485	.490	.487	.476	.462	.436
.445	.471	.486	.496	.502	.497	.486	.472	.441
.445	.474	.490	.498	.503	.499	.487	.475	.444
.444	.471	.485	.497	.502	.496	.488	.472	.444
.435	.462	.477	.486	.487	.488	.479	.463	.435
.441	.451	.462	.472	.475	.470	.462	.452	.438
.411	.441	.438	.442	.443	.443	.436	.440	.409

[Fig. 4] Winning rates of each position on a 9×9 Go board as the first move with 4.5 points komi

[Table 2] Average winning rates by komi and position for the first move

pos komi	5-5	5-4	4-4	5-3	4-3	3-3
7.5	.441	.439	.436	.427	.425	.417
6.5	.473	.471	.464	.459	.454	.446
5.5	.476	.470	.466	.458	.456	.446
4.5	.503	.500	.497	.489	.486	.477
3.5	.506	.502	.497	.489	.487	.477
2.5	.537	.531	.528	.522	.518	.509
1.5	.536	.532	.528	.521	.517	.508
0.5	.568	.563	.557	.553	.550	.538

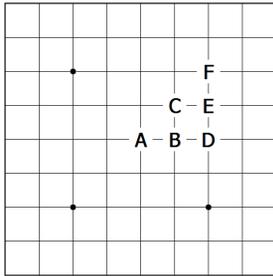
### 2.5.2 착점에 따른 평균승률

한편 프로기사들이 천원점(5-5) 다음으로 선호하는 순서인 소목 E(4-3), 화점 C(4-4), 고목 B(5-4), 외목 D(5-3), 3삼 F(3-3)의 평균승률을

살펴보면, [Table 2]와 [Fig. 5]에서 보듯이 평균승률은 고목 B(50.0%), 화점 C(49.7%), 외목 D(48.9%), 소목 E(48.6%), 3삼 F(47.7%)이 되어 프로기사들의 선호도 순이 아닌

고목 > 화점 > 외목 > 소목 > 3삼

의 순으로 나타났다.



[Fig. 5] Descending order of winning rates by position of the first move

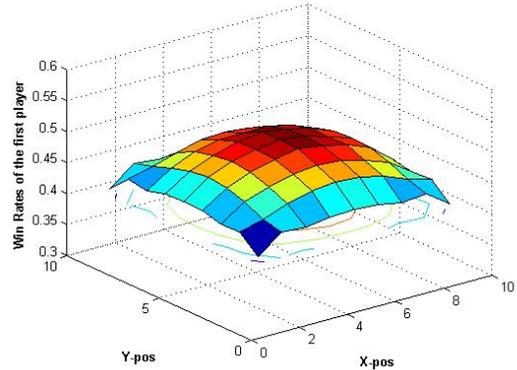
이는 (eq. 1)과 같이 천원점  $p$ (A의 곳)와 임의의 첫 수의 위치인  $q$ 와의 유클리드 거리(Euclidean distance)가 길수록 평균승률이 낮다는 것을 보여주고 있다.

$$\|p - q\| = \sqrt{(p - q) \cdot (p - q)} \quad (\text{eq. 1})$$

참고로 [Fig. 6]은 4.5집 공제 상황에서 첫 대국자인 흑의 각 첫 번째 착수 위치에 따른 승률곡면이 된다.

### 2.5.3 덤에 따른 천원점의 승률

덤에 따른 천원점(5-5)에 대한 첫 대국자(흑)의 승률을 살펴보면 [Table 2]에서 보듯이 7.5집 공제시 흑의 승률이 44.1%가 되어 가장 불리하며, 0.5집 공제 시에는 56.8%의 승률을 보여 가장 유리함을 알 수 있다. 이러한 사실로 보아 현재 한국과 일본에서 적용하고 있는 9줄바둑에서의 6.5집 공제(47.3% 승률)는 흑에게 불리하게 작용되기 때문에, 4.5집 공제(50.3% 승률) 또는 적어도 5.5집 공제(47.6% 승률)로 변경해야 됨을 알 수 있다.



[Fig. 6] Winning rates of each position for the first move with 4.5 points komi

## 3. 결론

2016년 3월 AlphaGo가 세계 최강의 프로기사 이세돌 9단에게 이긴 후, 전 세계는 인공지능에 대한 관심이 고조됐으며, 현재 각 국가는 인공지능을 활용한 제4차 산업혁명을 본격화하고 있다.

저자는 AlphaGo 알고리즘의 근간이 되는 MCTS를 활용하여 9줄바둑에서의 최상의 첫 수를 구하고자 했다. 실험결과에 따르면 (1)프로기사들이 막연히 최상의 첫수가 천원점이라고 여기는 것이 통계학적으로 옳다는 사실(4.5집 공제인 경우 50.3%의 승률)이 밝혀졌으며, 또한 (2)천원점이 아닌 차선의 첫 수 후보로 프로기사들이 선호하는 소목>화점>고목>외목>3삼의 순과는 달리 통계학적 평균승률에 따르면 고목(50.0%)>화점(49.7%)>외목(48.9%)>소목(48.6%)>3삼(47.7%)의 순이라는 새로운 사실을 밝혀냈다. 아울러 (3)기존에 9줄바둑에 적용하는 6.5집 공제가 불합리하다는 사실을 입증하였으며, 그러한 이유로 향후 4.5집 또는 적어도 5.5집 공제를 할 것을 제안한다.

또한 향후 본 논문에서 시행한 무전략 기반 MCTS가 아닌 전략 기반 MCTS 또는 신뢰상한 트리탐색(UCT: Upper Confidence Bounds for Trees)을 이용한 9줄바둑을 구현하여 상호 간의 성능을 비교하는 것도 좋은 연구과제가 될 듯하다.

## ACKNOWLEDGMENTS

This paper was supported by the Sehan University Research Fund in 2017.

## REFERENCES

- [1] B.D. Lee, “Enhanced strategic Monte-Carlo Tree Search algorithm to play the game of Tic-Tac-Toe”, *Journal of Korea Game Society*, Vol. 16, No. 4, pp. 79-86, 2016.
- [2] B.D. Lee, D.S. Park and Y.W. Choi, “The UCT algorithm applied to find the best first move in the game of Tic-Tac-Toe”, *Journal of Korea Game Society*, Vol. 15, No. 5, pp. 109-118, 2015.
- [3] B.D. Lee, “Competition between MCTS and UCT in the game of Tic-Tac-Toe”, *Journal of Korean Society for Computer Game*, Vol. 29, No. 1, pp. 1-6, 2016.
- [4] B.D. Lee, “Analysis of Tic-Tac-Toe Game Strategies using Genetic Algorithm”, *Journal of Korea Game Society*, Vol. 14, No. 6, pp. 39-48, 2014.
- [5] B.D. Lee, “Monte-Carlo Tree Search Applied to the Game of Tic-Tac-Toe”, *Journal of Korea Game Society*, Vol. 14, No. 3, pp. 47-54, 2014.
- [6] B.D. Lee and Y.W. Choi, “Monte-Carlo Game Implementation”, Hansan Press, 2017.
- [7] A. Couëtoux, M. Müller and O. Teytaud, “Monte Carlo Tree Search in Go”, from <https://webdocs.cs.ualberta.ca/~mmueller/ps/2013/2013-gochapter-preprint.pdf>, 2017.
- [8] D. Silver, et al., “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search”, *Journal of Nature*, Vol. 529, Issue 7587, pp. 484-489, 2016.
- [9] T. Song, “Monte Carlo Tree Search and Its Application in AlphaGo”, from <https://stlong0521.github.io/20160409%20-%20MCTS.html>, 2017.
- [10] S.H. Jung, et al., “Modern Baduk theory”, Dacom Press, 2016.
- [11] Wikipedia, “Komidashi”, from <https://en.wikipedia.org/wiki/Komidashi>, 2017.
- [12] Wikipedia, “List of Go terms”, from [https://en.wikipedia.org/wiki/List\\_of\\_Go\\_terms](https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_Go_terms)
- [13] Sensei’s Library, “9×9 Openings”, from <http://senseis.xmp.net/?9x9Openings>, 2017.
- [14] H. Baier and M.H.M. Winands, “Monte-carlo Tree Search and Minimax Hybrids”, *Computer Games*, Vol. 504, pp. 45-63, 2014.
- [15] M.H.M. Winands and Y. Brörnsson, “Evaluation Function Based Monte-Carlo LOA”, from <http://www.ru.is/~yngvi/pdf/WinandsB09.pdf>, 2017.
- [16] A.A.J van der Kleij, “Monte Carlo Tree Search and Opponent Modeling through Player Clustering in no-limit Texas Hold’en Poker”, Master thesis, University of Groningen, 2010.
- [17] E. Powley, et al., “Heuristic move pruning in monte carlo tree search for the strategic card game lords of war”, In *Computational Intelligence and Games (CIG) of IEEE*, pp.1-7, 2014.
- [18] B.D. Lee, “Evolutionary neural network model for recognizing strategic fitness of a finished Tic-Tac-Toe game”, *Journal of Korean Society for Computer Game*, Vol. 28, No. 2, pp. 95-101, 2015.
- [19] B.D. Lee, “Implementation of robust Tic-Tac-Toe game player, using enhanced Monte-Carlo algorithm”, *Journal of Korean Society for Computer Game*, Vol. 26, No. 3, pp. 135-141, 2015.
- [20] B.D. Lee and Y.W. Choi, “The best move sequence in playing Tic-Tac-Toe game”, *Journal of The Korean Society for Computer Game*, Vol. 27, No. 3, pp. 11-16, 2014.
- [21] B.D. Lee, “Comparison of LDA and PCA for Korean Pro Go Player’s Opening Recognition”, *Journal of Korea Game Society*, Vol. 13, No. 4, pp. 15-24, 2013.
- [22] B.D. Lee, “Analysis of Korean, Chinese and Japanese Pro Go Player’s Openings”, *Journal of Korean Society for Computer Game*, Vol. 26, No. 4, pp. 17-26, 2013.
- [23] B.D. Lee, “Korean Pro Go Player’s Opening Recognition Using PCA”, *Journal of Korean*

Society for Computer Game, Vol. 26, No. 2,  
pp. 228-233, 2013.

- [24] S. Gelly, et al., “The Grand Challenge of  
Computer Go: Monte Carlo Tree Search and  
Extensions”, Communications of the ACM,  
Vol. 55, No. 3, pp. 106-113, 2012.



이 병 두(Lee, Byung-Doo)

1982 한양대학교 원자력공학 학사  
1991 서강대학교 정보처리학 석사  
2005 Auckland University 컴퓨터공학 박사  
2010~현재 세한대 체육학부 바둑학과 조교수

관심분야 : 컴퓨터공학, 인공지능, 컴퓨터바둑

---

