

딥러닝 기반 강화학습의 스마트 건설 적용

KICEM

문일철 KAIST 조교수
박진규 KAIST 조교수
이한선 KAIST 박사과정
박준건 KAIST 석사과정
김도형 KAIST 석사과정

I. 서론

토공 공정의 효과적 관리는 시공비 절감 및 공기 단축에 중요하다. 그렇기 때문에 현장 관리 소장의 역할은 매우 중요하며, 효과적인 관리를 할 수 있는 관리 소장은 시공사에 있어서 귀중한 자원이다. 현장 소장의 주된 역할은 제시된 현장 상황에서 공기 단축 및 원가 절감을 달성할 수 있는 최적의 건설 공정을 도출하며, 이를 최적으로 수행할 수 있는 건설 자원(장비 및 인력)의 조합을 구성하는 계획을 작성하는 것이다. 이런 계획에 현장의 충실한 작업 진행 및 관리가 덧붙여져, 공기 단축 및 원가 관리가 가능해 진다.

최적의 공정 도출 및 자원 조합을 도출하는 작업은 지금까지 현장 소장의 경험 및 지식에 의존해 왔다. 인적 관리에 의한 공정진행은 긍정적인 측면이 있기도 하지만, 좋은 현장 소장을 모든 현장에 배치하기 어려우며, 공정 진행에 어려움을 겪는 소장이 다른 소장이나 본사의 지식이나 경험을 지속적으로 제공받기도 어려운 측면도 존재한다. 그러므로 기존의 지식 및 경험을 종합하여, 공정 계획 및 자원 조합을 최적으로 수행할 수 있는 공통적 방법론 및 지원도구를 도출하는 것은 중요하다. 이를 위하여, 현재 KAIST는 스마트 건설 공정 계획 및 최적 자원 조합에 대해 인공지능을 도입하는 연구를 진행 중이다. 본 기고문은 스마트 건설 공정 계획 및 최적 자원 조합에 대해 인공지능을 도입하게 된 배경을 살펴보고, 현재 진행중인 연구 및 해외 연구를 살펴보겠다.

II. 해외 관련 사례

해외에서도 건설 공정 계획 및 건설 자원 도출의 최적화를 공

통의 도구 및 방법론으로 수행하는데 대한 연구를 지속적으로 진행해 왔다. 예를 들어, Stanford의 연구는 “Automated Look-ahead Schedule Generation and Optimization for the Finishing Phase of Complex Construction Projects”이라는 제목으로 동적계획법을 활용한 건설 계획의 도출을 제시한다 [1]. 터널을 예로 들 경우, 이 방법론은 터널의 건설시 예상치 않은 지질 상태(예, Rock Mass Property, RMP)를 동적으로 관측하고, 이를 통해 지속적으로 건설 계획을 갱신해나가는 과정을 제시한다. 건설 계획으로는 다음 의사 결정 시간, 굴착 방식의 변경 등이 포함되며, 건설 계획 갱신을 위한 정책(Schedule Adjustment Policy)에 동적계획법이 활용된다. 이 연구는 명확하게 파악되지 않는 건설 현장에서 지속적인 관리를 어떻게 수리방법론을 활용하여 수행할 수 있는지 보여주는 사례이다.

이러한 사례 이외에도 시뮬레이션을 활용한 건설계획 방법도 과거 발표된 사례가 있다. “Agent Based M&S in Construction”이라는 제목의 발표는 여러 시공사들이 주어진 지역의 주택을 건설하는 과정에서 Sub-Contracting이라는 재계약 과정과 건설 인원 조합을 시뮬레이션하여, 전체적인 주택 건설에 최적의 건설 계획을 도출하는 연구를 발표하였다 [2]. 유사한 시뮬레이션 사례로는 “Lean Construction and Simulation”이라는 제목으로 발표되었으며 [3], Petri-Net과 같은 이산사건 시스템으로 건설의 진행과정을 모델링하였다. 이런 시뮬레이션의 개발 과정에서 건설 과정이 더욱 명확하게 드러나며, 작업간의 의존관계가 파악되는 장점이 있다. 그러나 시뮬레이션이 현실을 반영하기에는 지나치게 단순화되어 있으며, 모든 건설현장이 특이점을 지닌다는 현실에 비추어볼때, 큰 일반화를 수행하여 적용이 어렵다는 한계가 있다.

III. 인공지능을 활용한 건설 공정 계획 및 자원 조합

1. 딥러닝 기반의 강화학습

강화학습 (Reinforcement Learning)은 여러번의 시뮬레이션 혹은 현실에서 의사결정을 수행한 데이터를 바탕으로, 특정 문제를 가장 효과적으로 해결할 수 있는 의사결정을 학습하는 것을 의미한다 [5]. 예를 들어, 2016년 알파고의 도전에서 볼 수 있듯이, 여러 기존 바둑 대국을 학습하며, 때로는 스스로 자신이 대국을 하며, 때로는 다른 사람과의 대국을 통하여, 최적의 의사 결정 방식을 학습해나가는 것이 강화학습의 사례인 것이다. 체스는 하나하나의 말의 움직임을 따져가며 모든 가능한 말의 움직임을 미리 나열하고, 이를 현재의 승패 확률로 알아볼 수 있기 때문에, “지능”이라는 측면보다, “빠른 연산”이라는 측면이 크게 대두된다. 그러나 바둑은 같은 방식으로 바둑돌의 배치를 나열하기에는, 너무 많은 가능성이 존재하기 때문에, 현재의 형세를 보고 승패 가능성을 “가늠”하는 능력이 필요하다. 이런 점에서 알파고는 딥블루에 비해, 인공지능이 반드시 필요한 문제를 다루었다고 볼 수 있다.

형세를 보고 승패를 판단하는 능력은 인간의 인지 능력과도 유사하다고 볼 수 있다. 인간은 대국 상대자가 어떻게 착점하는지와 현재 바둑판에 돌이 놓은 형태를 종합적으로 판단하여, 자신이 다음에 어떻게 돌을 놓을 것인지 결정한다. 컴퓨터는 대국 상대자가 착점하는 형태를 Deep Convolutional Neural Network라는 인공지능 구현 기법의 한 형태로 분석하며, 바둑판 위의 돌이 놓은 형태를 동일한 방식으로 분석한다 [4]. 상대에 대한 분석을 Policy Network이라고 부르며, 바둑판의 유틸리티를 Value Network으로 분석하여, 이를 종합하여 알파고는 동작하는 것이다. Deep Convolutional Neural Network는 Artificial Neuron이라고 불리는 단위의 알고리즘을 특정한 네트워크로 연결한 인공지능 구현 기법이다. 네트워크의 형태가 여러개의 층으로 구성되어 있어서, Deep이라는 수식어를 붙이며, 층간의 연계가 특정한 형태를 띠고 있기 때문에 Convolutional이라는 수식어를 붙인다.

2. 강화학습의 건설 공정 계획

바둑과 건설현장은 크게 다른 적용 분야이지만, 기초적인 차원의 유사점도 존재한다. 현장의 건설 진행 과정을 현장 소장은 건설 현장의 상태, 토질 상태를 통하여 현재 공정의 진척을 파악하며, 작업자의 능률이나 장비의 가동률을 보고, 다음 의사

결정을 내리게 된다. 이러한 현장 파악 능력은 다양한 현장을 경험하면서 배양되는 능력이며, 이를 인공지능이 유사하게 판단하도록 지원하는 것이 강화학습을 건설 공정에 적용하는 핵심 요소가 된다.

건설 현장에 강화학습을 적용하기 위하여, 연구진이 획득이 가능하다고 가정한 데이터는 크게 두 종류이다. 첫째로 지금까지 공사가 진행되어 왔던 실제 데이터가 필요하다. 이러한 데이터를 살펴보면, 일부 인공지능이 학습함으로써, 최적 공정 및 장비 조합의 도출이 어떻게 수행될 수 있는지 파악할 수 있다. 추가적으로 이런 데이터는 어떤 공정과 어떤 공정은 함께 수행이 가능하거나 불가능한지, 명시적 혹은 암묵적으로 금지되어 온 공정 운영이나 장비 조합을 배제할 수 있는, 공정 계획의 제약 조건으로 활용할 수 있다.

두 번째로 활용할 수 있는 데이터는, 문제 해결이 필요한 공사 현장의 구조, 작업 요건, 요구 사항을 시나리오로 하는 시뮬레이션이다. 첫번째 데이터인 과거 다양한 공사 기록만으로는 현재 주어진 현장의 최적 공정을 도출하는데 어려움이 있다. 왜냐하면, 모든 공사 현장은 고유의 특이점이 있기 때문이다. 그러므로 공사 현장, 작업 요건과 같은 특이사항을 시나리오로 제시하며, 특정 공정 계획 및 자원 조합을 활용할 경우 어떻게 공정이 진행되는지 시뮬레이션할 수 있는, 시나리오 및 시뮬레이터가 필요하다. 이를 통해 여러개의 공정을 나열하며, 이러한 공정의 실행 결과를 공사비 및 공사 기간으로 산출할 수 있는 방법론을 확보한다. 인공지능은 이런 시뮬레이터를 매우 많이 반복하여 활용함으로써, 최적 공정을 도출하는 여러번의 가상 실험을 수행하는 것이다.

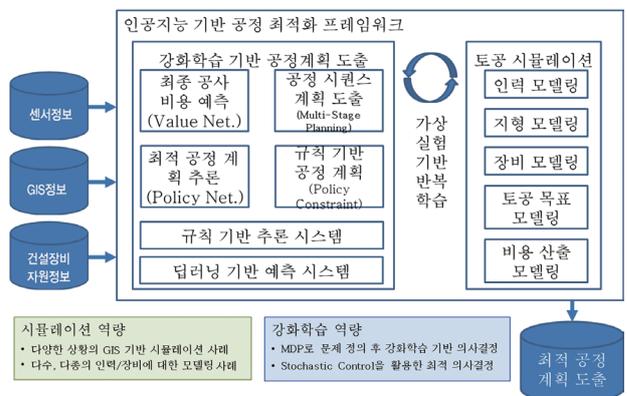


그림1. 강화학습 기반 스마트 건설 공정 계획 및 자원 조합 방법론

마지막으로, 제시된 인공지능은 게임이나 바둑과 같은 제한

적 상황이 아닌, 현실의 공사 현장에 활용될 것을 존재로 한다. 그러므로 현장의 제약조건이나 소장 혹은 본사의 요구사항을 받아들여, 공정 계획과 자원 조합을 수행할 수 있어야 한다. 그러므로 인공지능 및 사람이 상호 보완적으로 활용할 수 있는 작업도구의 도출이 중요하다. 이를 위하여, 인공지능의 최적 조합 및 계획 추론에 도움이 되는 제약조건 추가, 현장 조건의 적용 기능이 필요하겠다.

III. 결론

본 연구는 건설 공정 최적화에서 공정 계획 및 건설 자원 조합에 인공지능을 적용하는 연구에 대해 소개하였다. 국내외 모두 현재 연구 수준은 초창기라고 파악되며, 이러한 연구 방법론의 발전 및 적용에 연구자 및 현장 모두의 인식 전환과 노력이 필요할 것으로 예측한다. 그러나 시대는 점차 인공지능의 다양한 활용을 기정사실화 하고 있으며, 건설 현장에서도 이러한 추세를 근 미래에 볼 수 있을 것으로 예상된다.

참고문헌

- [1] Dong, Ning. Automated Look-ahead Schedule Generation and Optimization for the Finishing Phase of Complex Construction Projects. Diss. Stanford University, 2012.
- [2] Sawhney, Anil, et al. "Agent-based modeling and simulation in construction." Simulation Conference, 2003. Proceedings of the 2003 Winter. Vol. 2, IEEE, 2003.
- [3] Halpin, Daniel W., and Marc Kueckmann. "CEPM 1: lean construction and simulation." Proceedings of the 34th conference on Winter simulation: exploring new frontiers. Winter Simulation Conference, 2002.
- [4] Silver, David, et al. "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search." Nature 529.7587 (2016): 484–489.
- [5] Mnih, Volodymyr, et al. "Human-level control through deep reinforcement learning." Nature 518.7540 (2015): 529–533.

■ 문일철 E-mail: icmoon@kaist.ac.kr