

스택 및 컨베이어 변수에 따른 강화학습 기반

3차원 적재 문제의 용적률 분석

Reinforcement Learning-Based Analysis of Volume Efficiency
in 3D Bin Packing with Stack and Conveyor Variables

201 | 유선호(고려대학교 산업경영공학부), 김우혁(한국과학기술원 전산학부), 원재상(포항공과대학교 컴퓨터공학과)

Context

01
Introduction

- 연구 배경
- 선행 연구 분석
- 연구 목적

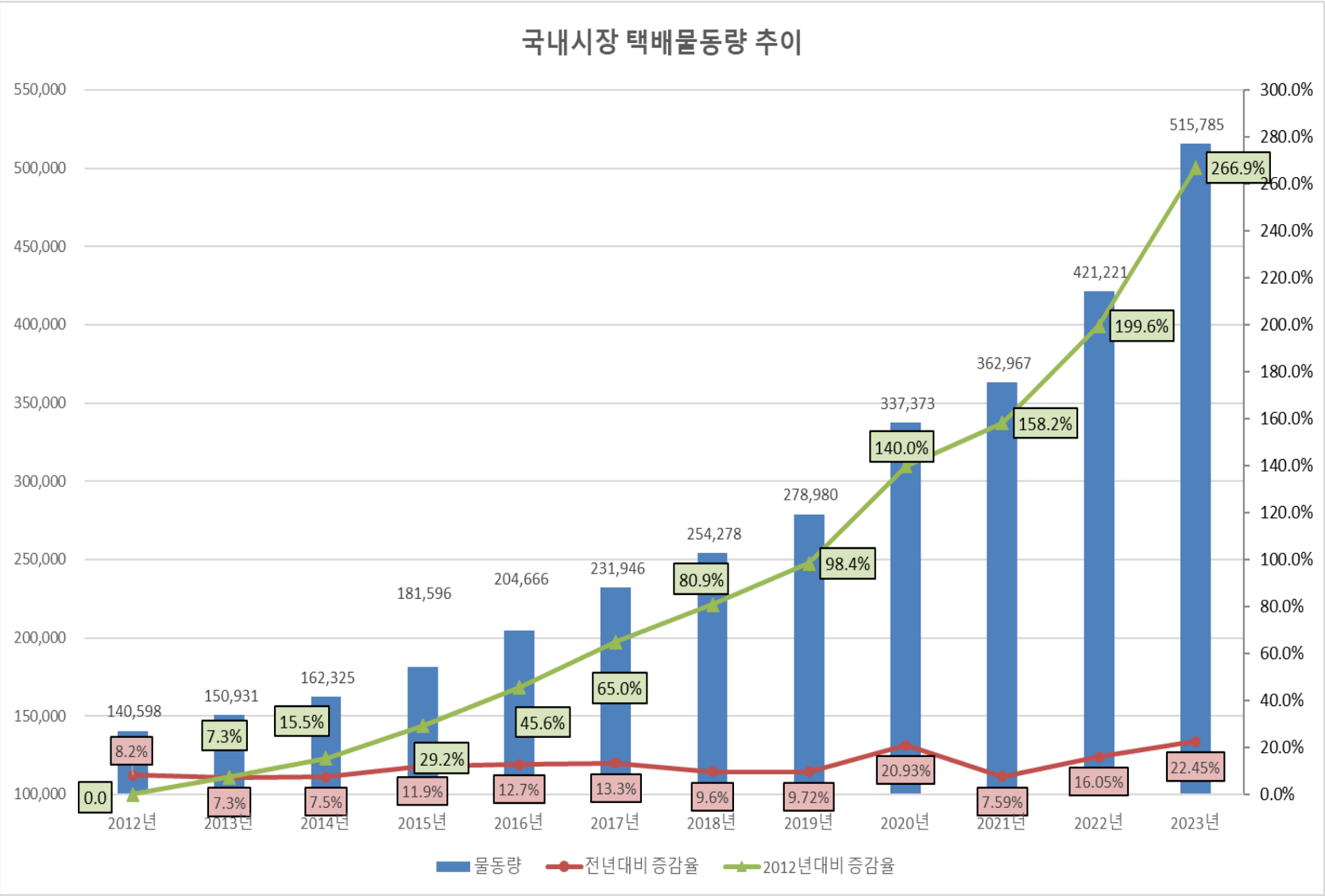
02
Body

- 연구 방법
- 연구 결과

03
Conclusion

- 결론
- 기대효과
- 참고문헌

연구 배경



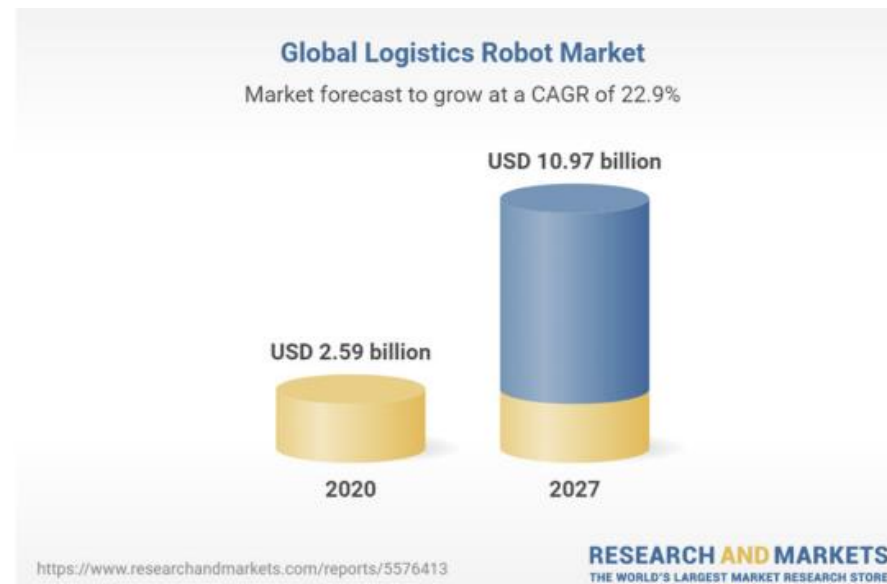
국내시장 택배물동량 추이 (2012-2023) (자료:국가물류통합정보센터)

2000년 대 이후 매년 국내 택배물동량은 끊임없이 증가

2022년 기준, 421,221(만 박스)가 이동하였으며,
택배, 배달업 등 국내 생활물류시장 전체 매출 규모는 10조원

배달업체 수 역시 2018년 1373개에서 2020년 8100개로 급증

연구 배경



Global Logistics Robot Market- Forecasts from 2022 to 2027

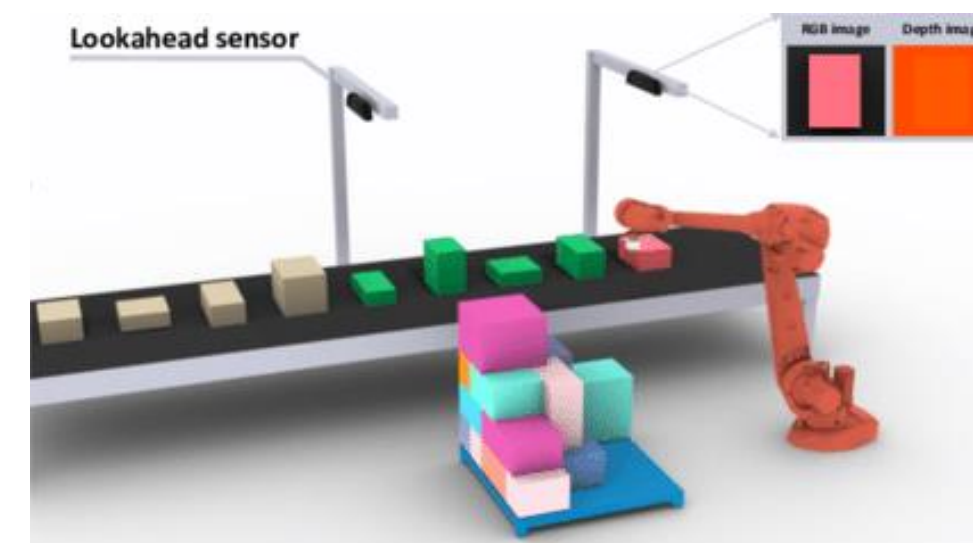
2020년 세계 물류 로봇 시장 규모는 25억 8,500만 달러로 평가
2027년까지 109억 7,100만 달러 규모로 성장

물류 적재 자동화 비율 증가 및 최적화 필요성 대두

3차원 적재 최적화 문제는 계산 복잡성이 높아
효율적인 해법을 찾는 연구들이 많이 진행되었음.



현실적인 물류 시스템을 반영하지 못함.



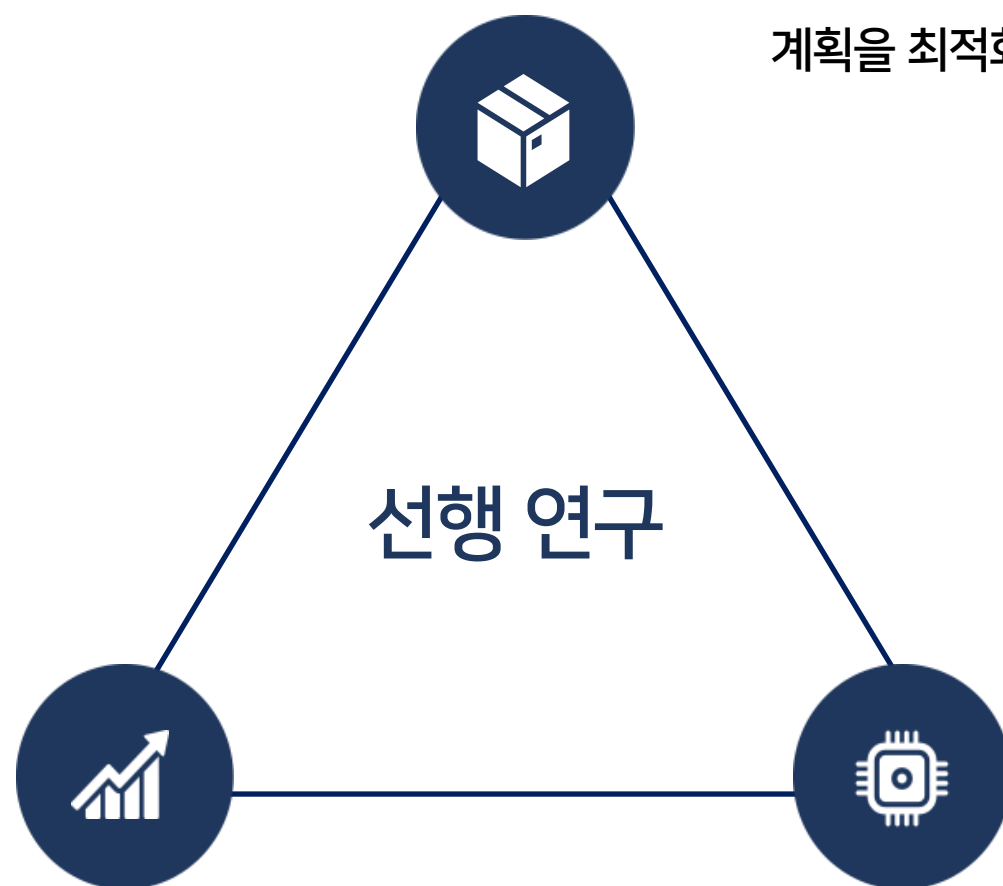
선행 연구 분석

초기 접근

휴리스틱 기법으로 적재비용, 수송비용, 처리비용을 고려하여 적재 효율을 높이는 방안을 제시하였다. (최세경 외, 2004).

초기 적재 패턴을 생성하고 반복적으로 개선하여 최적의 적재 패턴을 찾아내는 방식으로 공간 효율성을 극대화하였다 (장창식, 강맹규, 2005).

깊이 우선 탐색 방식의 휴리스틱 기법을 결합한 방법을 도입하여 복잡한 3D-BPP 문제를 효율적으로 해결할 수 있음을 증명하였다 (H. Wang, 2010).



적재 최적화 문제

산업적 측면에서 적재 최적화를 위한 데이터베이스 시스템을 개발하여 실용적인 접근 방식을 제시하였다. (정효경 외, 2023).

항만에서 항만 운영의 효율성을 극대화하기 위한 Stowage 계획을 최적화하는 방법을 제안하였다. (Anna, 2007).

강화 학습 기반 접근

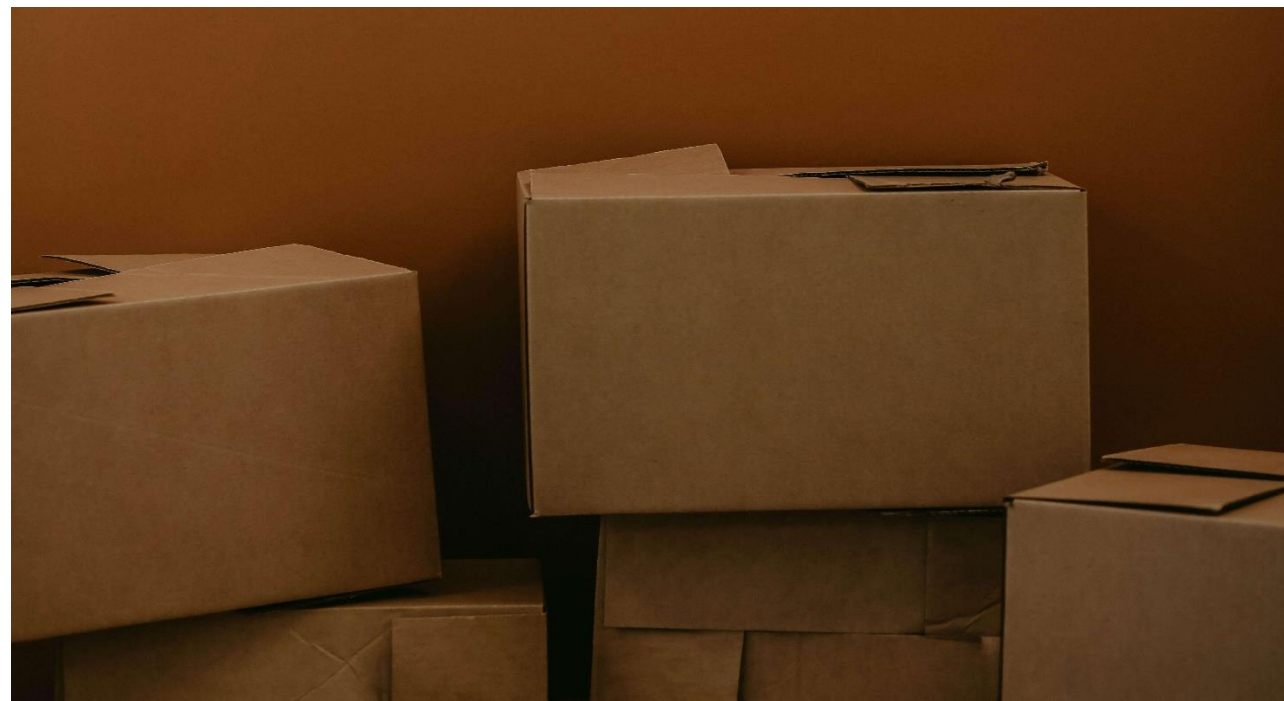
강화학습을 사용하여 기존의 방법보다 향상된 성능을 달성하였다 (Hu, 2017).

Actor-critic 구조를 기반으로 하여 3D-BPP 문제를 해결하였다 (Zhao, 2020).

PPO를 활용하여 3D-BPP에 접근하여 멀티모달 모델과 GAT를 결합하여 문제를 해결하였다 (강우현 외, 2024).

연구 목적

스택, 컨베이어라는 두 가지 주요 변수를 통해 실제 물류 환경을 모방하여 3D 빈팩킹 문제에 접근하는 방식을 고안하고, 용적률 변화를 분석한다.



스택 전략 분석

스택의 개수(임시로 상자를 보관하는 시스템)에 따라 크기가 큰 상자 또는 작은 상자를 우선적으로 빼두는 전략이 용적률에 어떤 변화를 미치는지 분석한다.



컨베이어 수의 영향 분석

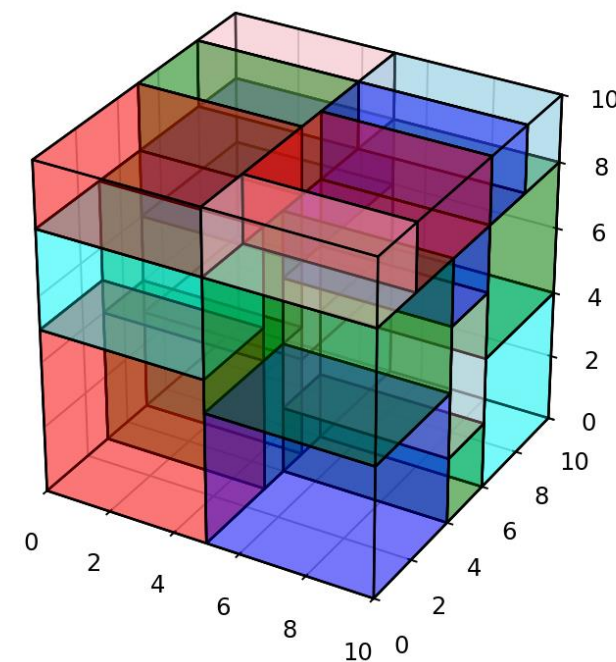
컨베이어의 개수(상자가 들어오는 방향의 수)에 따른 상자 배치 패턴과 용적률의 변화를 분석하여 영향을 평가한다.

연구 방법

연구 흐름도

Section 1

데이터 전처리



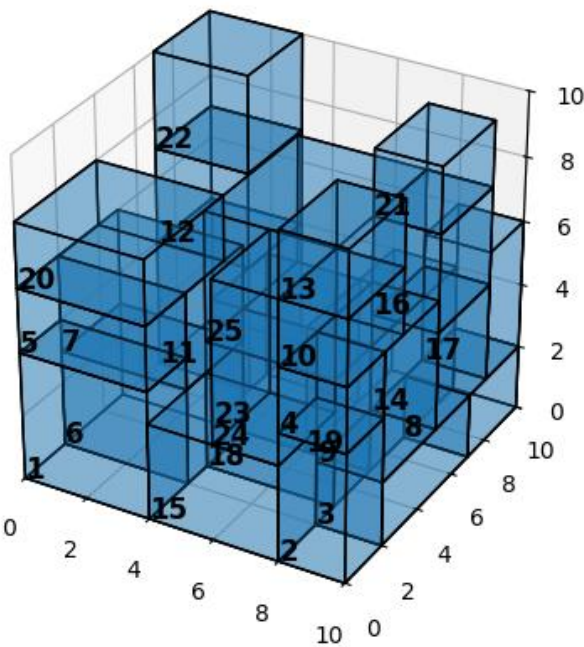
Section 2

수리 모델링

$$\begin{aligned} r_i &\in \{0,1,2,3,4,5\} \quad \forall i \\ l_i &= l_{i0}, w_i = w_{i0}, h_i = h_{i0} \quad \text{for } r_i = 0 \\ l_i &= h_{i0}, w_i = w_{i0}, h_i = l_{i0} \quad \text{for } r_i = 1 \\ &\vdots \\ 0 &\leq x_i \leq L - l_i \quad \forall i \\ 0 &\leq y_i \leq W - w_i \quad \forall i \\ 0 &\leq z_i \leq H - h_i \quad \forall i \\ (x_i + l_i &\leq x_j) \text{ or } (x_j + l_j \leq x_i) \quad \forall i \neq j \\ (y_i + w_i &\leq y_j) \text{ or } (y_j + w_j \leq y_i) \quad \forall i \neq j \\ (z_i + h_i &\leq z_j) \text{ or } (z_j + h_j \leq z_i) \quad \forall i \neq j \end{aligned}$$

Section 3

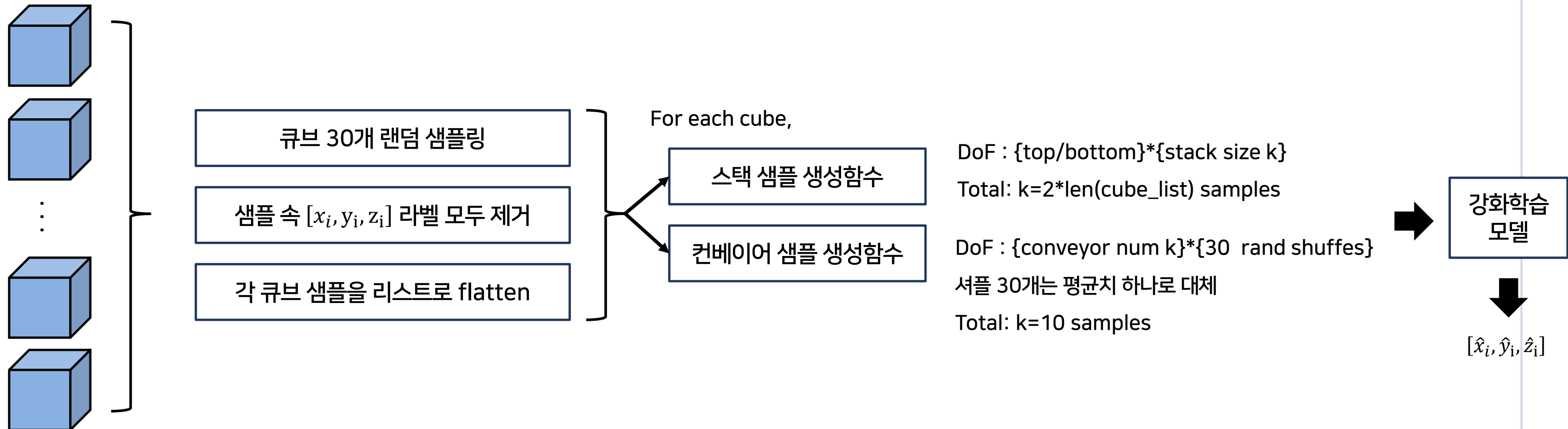
강화학습 기반 최적해 도출



데이터 전처리

정육면체를 작은 직육면체로 쪼갬 다음 직육면체 블록의 규격 벡터를 FLB좌표와 함께 나열해서 '정답 샘플'을 추출
FLB좌표를 제거한 각 샘플 내 규격 벡터들의 순서를 스택/컨베이어 가정에 맞게 섞고, 강화학습 모델에 넣어 추론값을 얻음.

N=2100 distinctly cut cubes



수리 모델링

실제 물류 적재 환경을 모방하여 3D 빈팩킹 문제 접근 방식을 수리 모델링을 통해 고안한다.

Decision Variable & Parameter

L, W, H : 컨테이너의 길이, 너비, 높이

n : 배치할 아이템의 수

l_i, w_i, h_i : 아이템 i 의 길이, 너비, 높이

x_i, y_i, z_i : 아이템 i 의 하단 좌측 전면 모서리의 위치

X_i : 아이템 i 가 배치된 여부를 나타내는 이진 변수 (1이면 배치됨, 0이면 배치되지 않음)

r_i : 아이템 i 의 회전 상태를 나타내는 변수 (0에서 5까지의 정수, 6개의 가능한 방향)

$S(i)$: 지지 면적

α : 안정성을 보장하기 위한 최소 지지 면적 비율

Objective Function

컨테이너 내부의 남은 공간을 최소화하는 목적함수이다.

$$\text{MIN} \{L \times W \times H - \sum_{i=1}^n (l_i \times w_i \times h_i \times X_i)\}$$

수리 모델링

실제 물류 적재 환경을 모방하여 3D 빈팩킹 문제 접근 방식을 수리 모델링을 통해 고안한다.

Main Constraints

(1) 아이템의 회전 제약 조건

$$\begin{aligned} r_i &\in \{0,1,2,3,4,5\} \quad \forall i \\ l_i &= l_{i0}, w_i = w_{i0}, h_i = h_{i0} \quad \text{for } r_i = 0 \\ l_i &= h_{i0}, w_i = w_{i0}, h_i = l_{i0} \quad \text{for } r_i = 1 \\ &\vdots \end{aligned}$$

(4) 아이템의 지지 안정성 제약 조건

$$S(i) \geq \alpha \times l_i \times w_i \quad \forall i$$

(2) 아이템의 컨테이너 내 위치 제약 조건

$$\begin{aligned} 0 &\leq x_i \leq L - l_i \quad \forall i \\ 0 &\leq y_i \leq W - w_i \quad \forall i \\ 0 &\leq z_i \leq H - h_i \quad \forall i \end{aligned}$$

(5) 중력 방향 고려 제약 조건

$$\begin{aligned} z_i &= 0 \quad \text{or} \quad \exists j \text{ such that} \\ &(x_j \leq x_i \leq x_j + l_j) \text{ and} \\ &(y_j \leq y_i \leq y_j + w_j) \text{ and } (z_j + h_j = z_i) \end{aligned}$$

(3) 아이템 간 중첩 방지 제약 조건

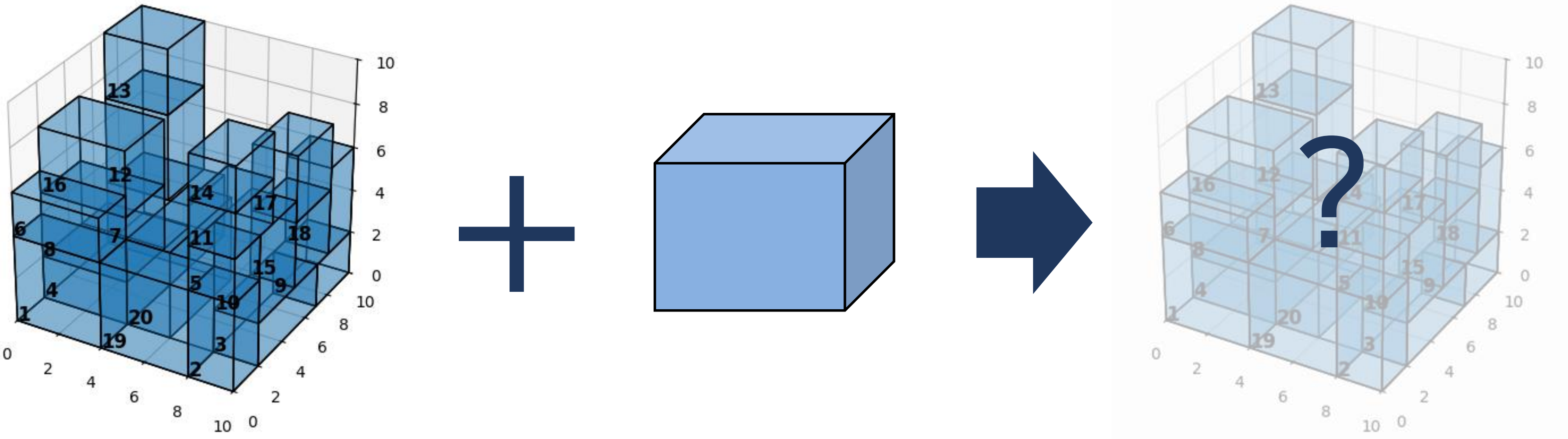
$$\begin{aligned} (x_i + l_i \leq x_j) \quad \text{or} \quad (x_j + l_j \leq x_i) \quad \forall i \neq j \\ (y_i + w_i \leq y_j) \quad \text{or} \quad (y_j + w_j \leq y_i) \quad \forall i \neq j \\ (z_i + h_i \leq z_j) \quad \text{or} \quad (z_j + h_j \leq z_i) \quad \forall i \neq j \end{aligned}$$

(6) 아이템 배치 여부 제약 조건

$$X_i \in \{0,1\} \quad \forall i$$

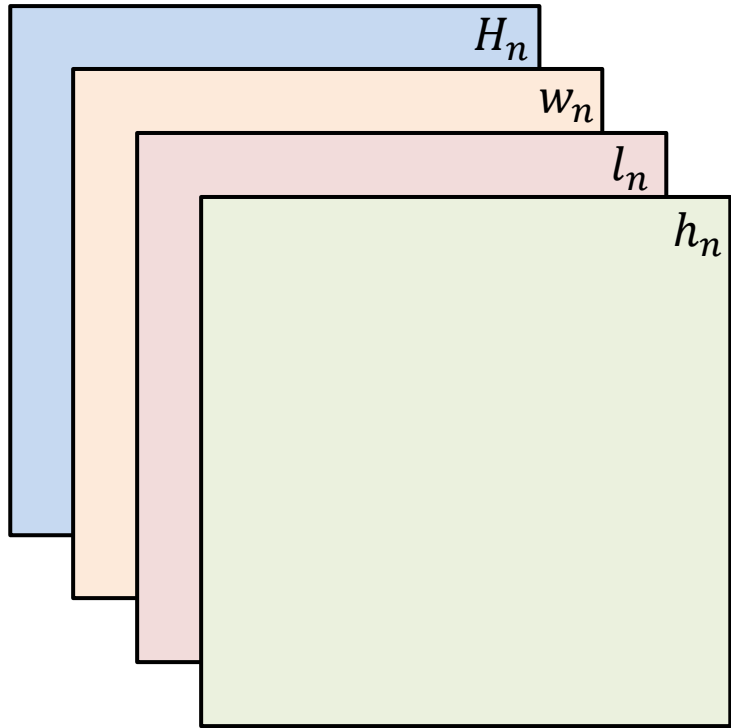
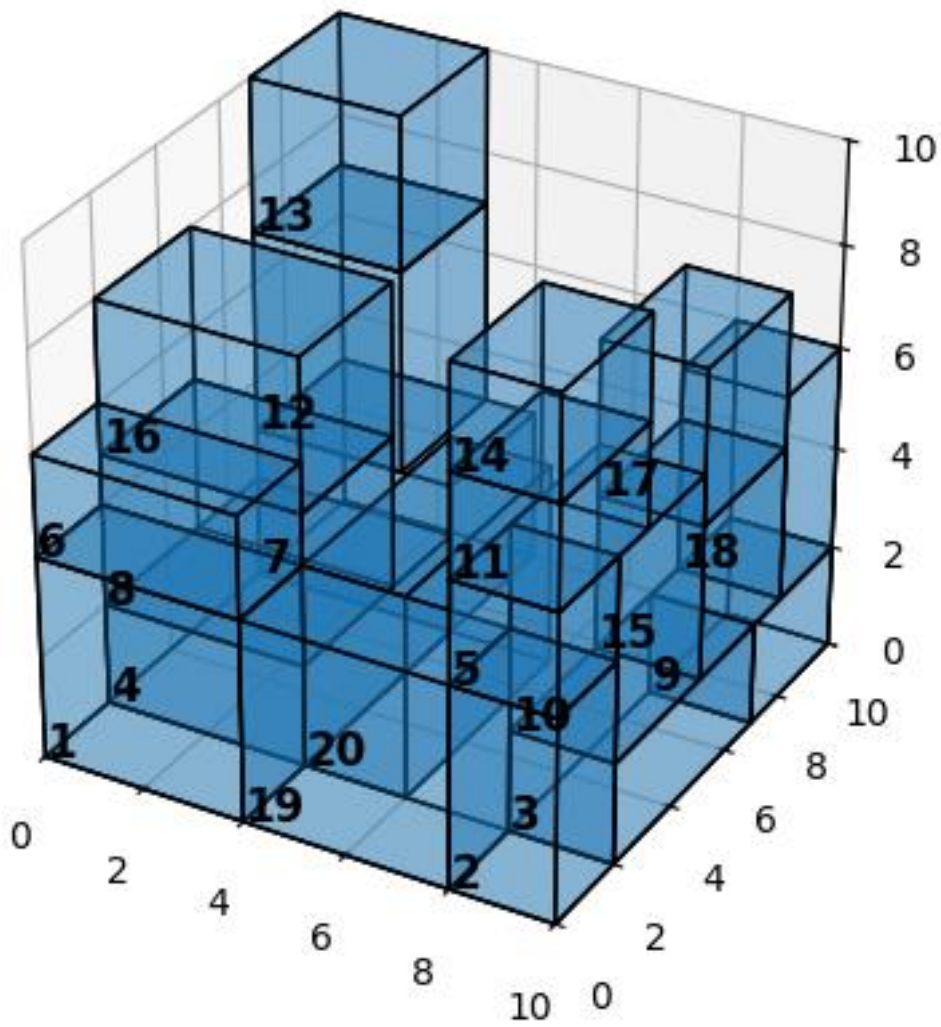
강화학습 기반 최적해 도출

마르코프 성질(Markov Property)를 만족하는 3D-BPP 강화학습 알고리즘 적용



강화학습 기반 최적해 도출

Actor-Critic 프레임워크에 raw data를 바로 사용하지 않고 CNN을 통해 encoding 진행

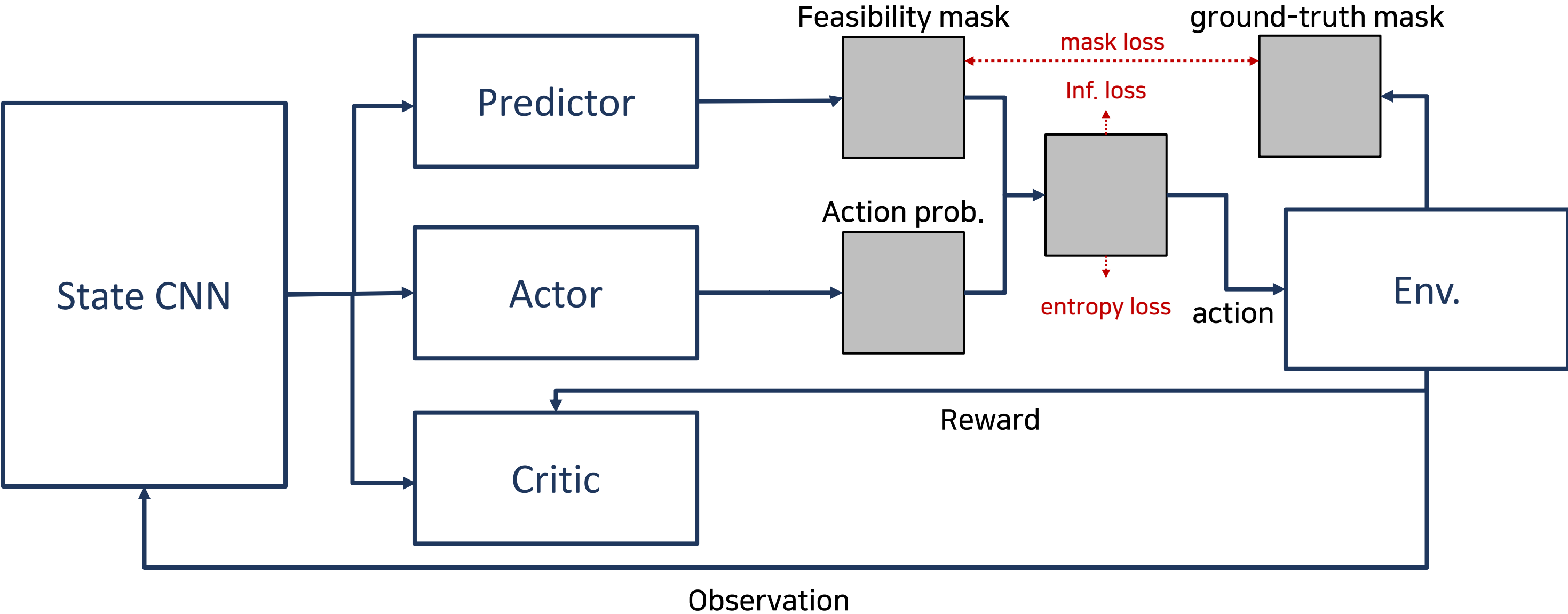


State CNN

H_n, w_n, l_n, h_n : 실시간 적재 높이 정보, 이번 상자의 크기 정보

강화학습 기반 최적해 도출

State CNN으로부터 Env를 관측한 결과를 받아
Actor-Critic 프레임워크에서 최적의 결과를 도출하는 Action 반환



강화학습 기반 최적해 도출

RL에서의 Reward와 Loss function

Reward 용적률이 최대일수록 보상을 최대화한다.

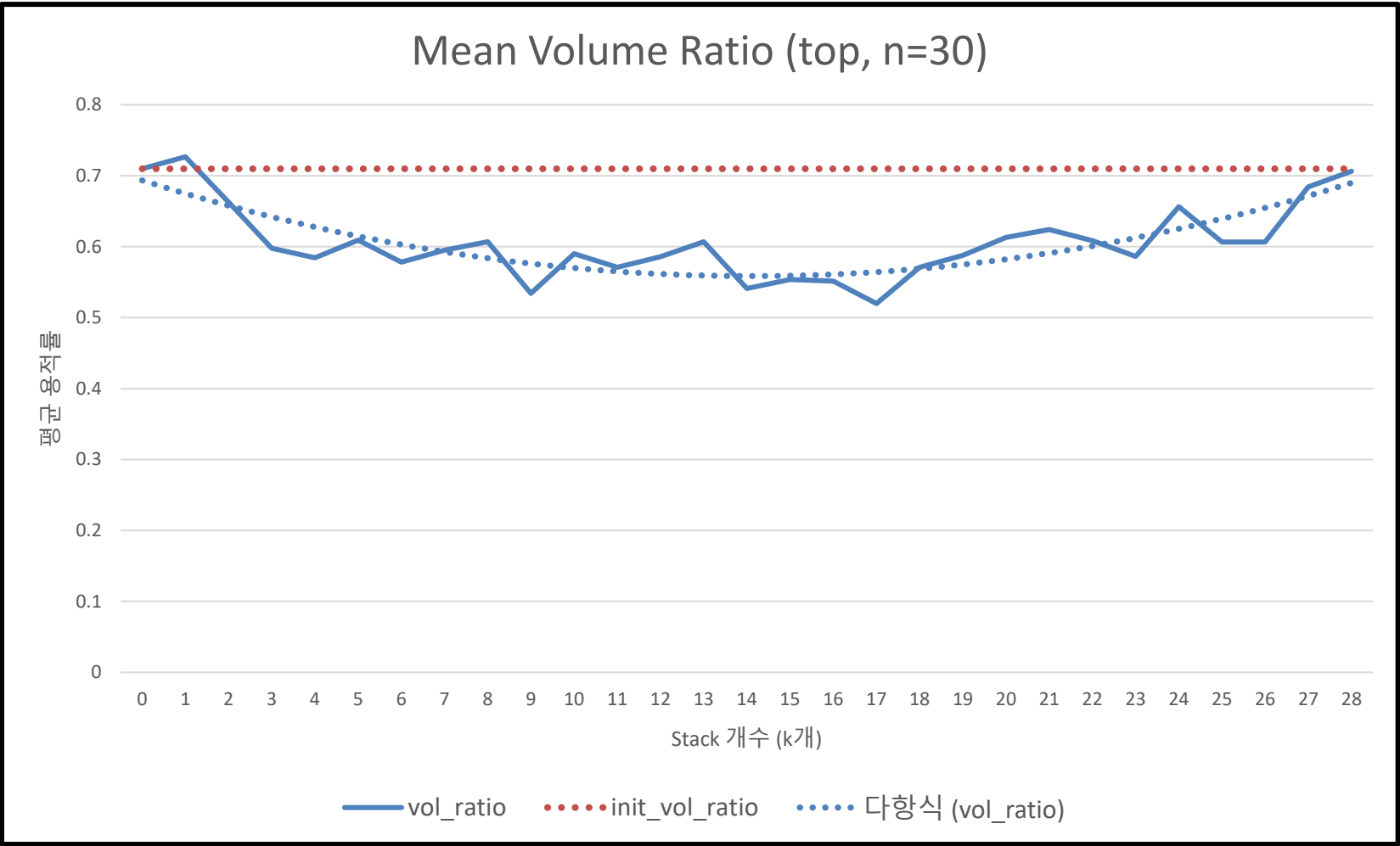
$$r_n = \frac{10 \cdot l_n \cdot w_n \cdot h_n}{L \cdot W \cdot H}$$

Loss function Actor, critic의 loss와 mask data 사이의 loss, action에 대한 두 loss를 고려하여 계산한다.

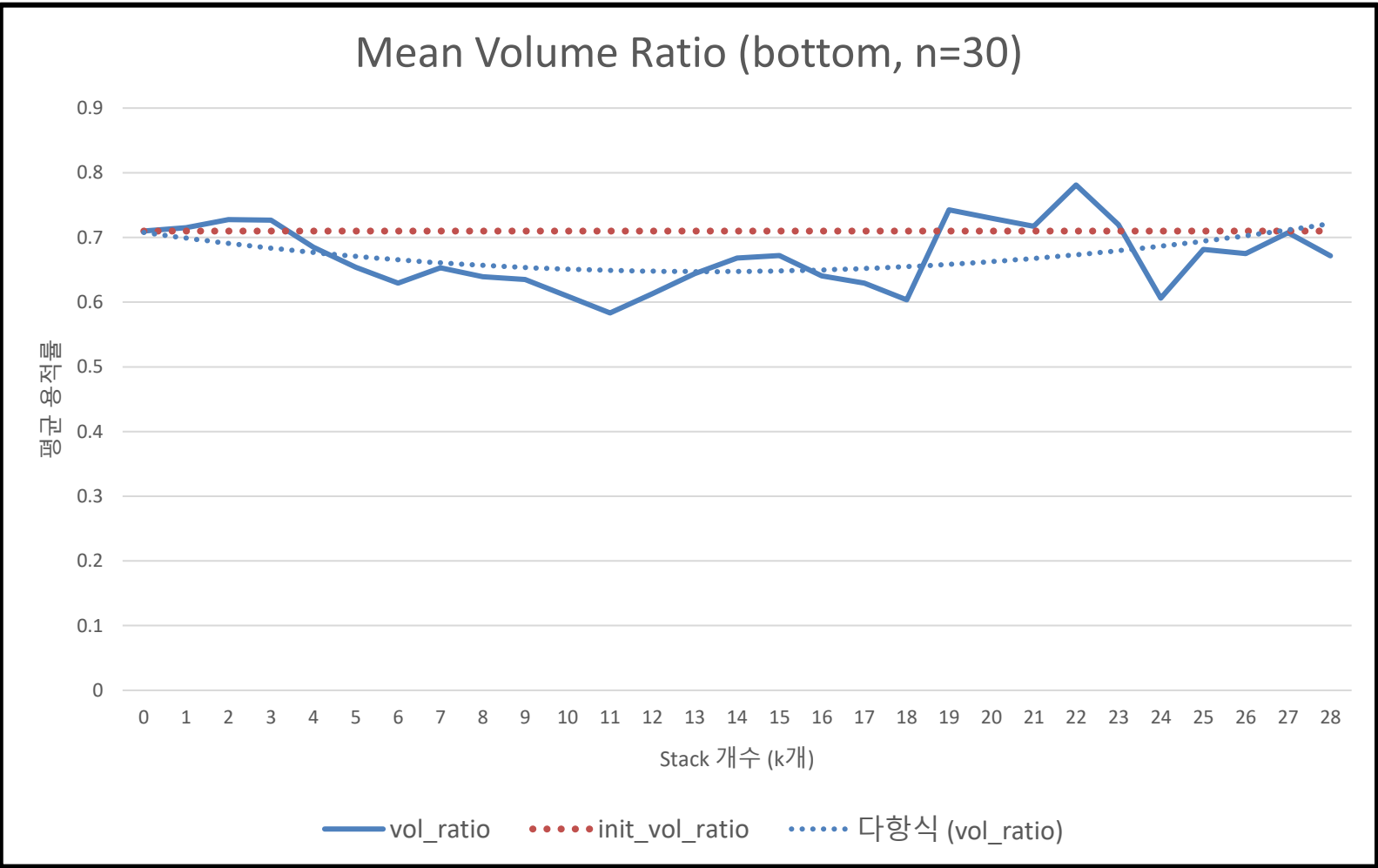
$$L = \alpha \cdot L_{actor} + \beta \cdot L_{critic} + \lambda \cdot L_{mask} + \omega \cdot E_{inf} - \psi \cdot E_{entropy}$$

연구 결과

Stack 변수 분석 - 거시적 경향성



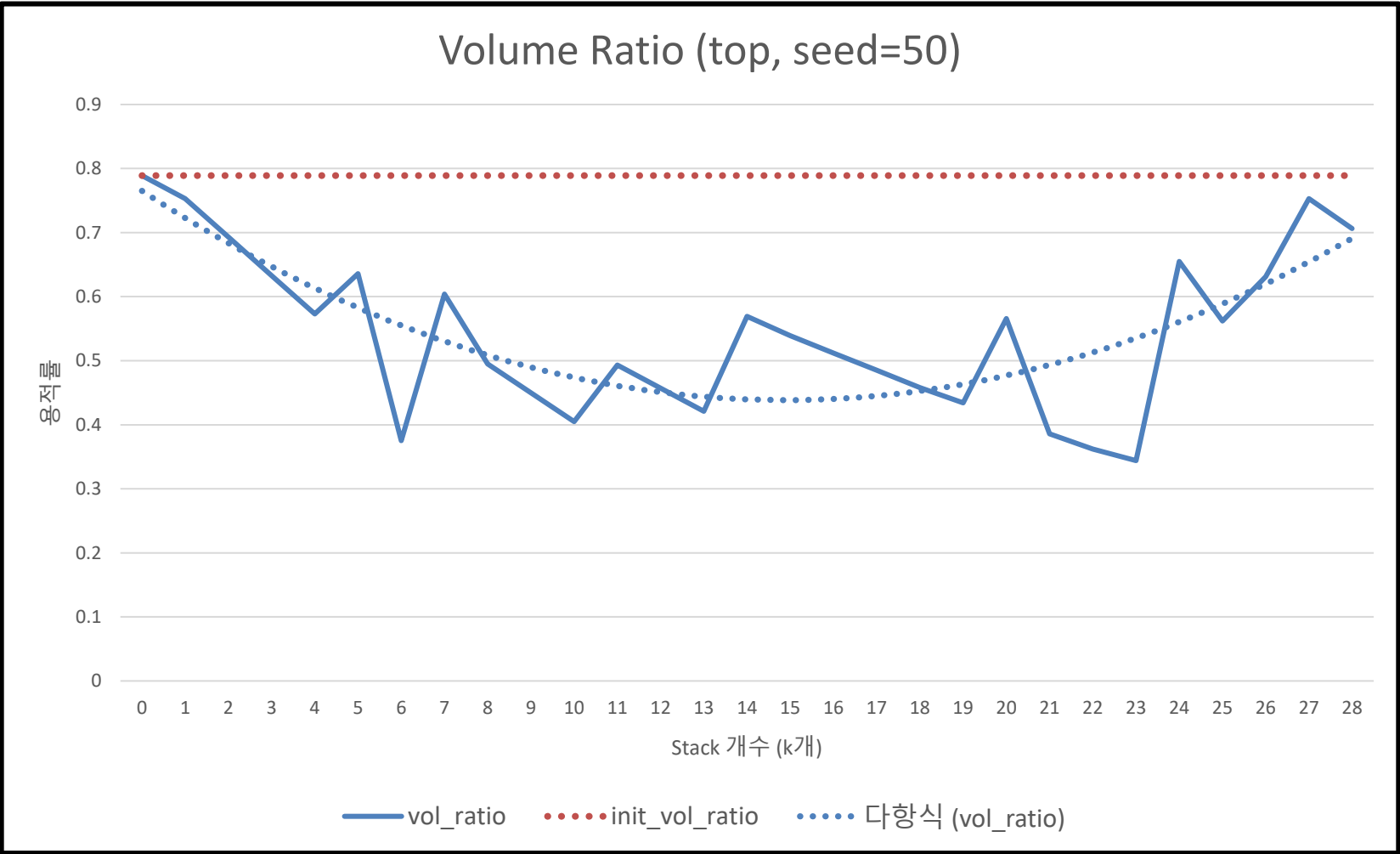
부피가 큰 블록부터 stack으로 보낸 경우,
모든 k에 대해 평균 용적률이 악화됨.



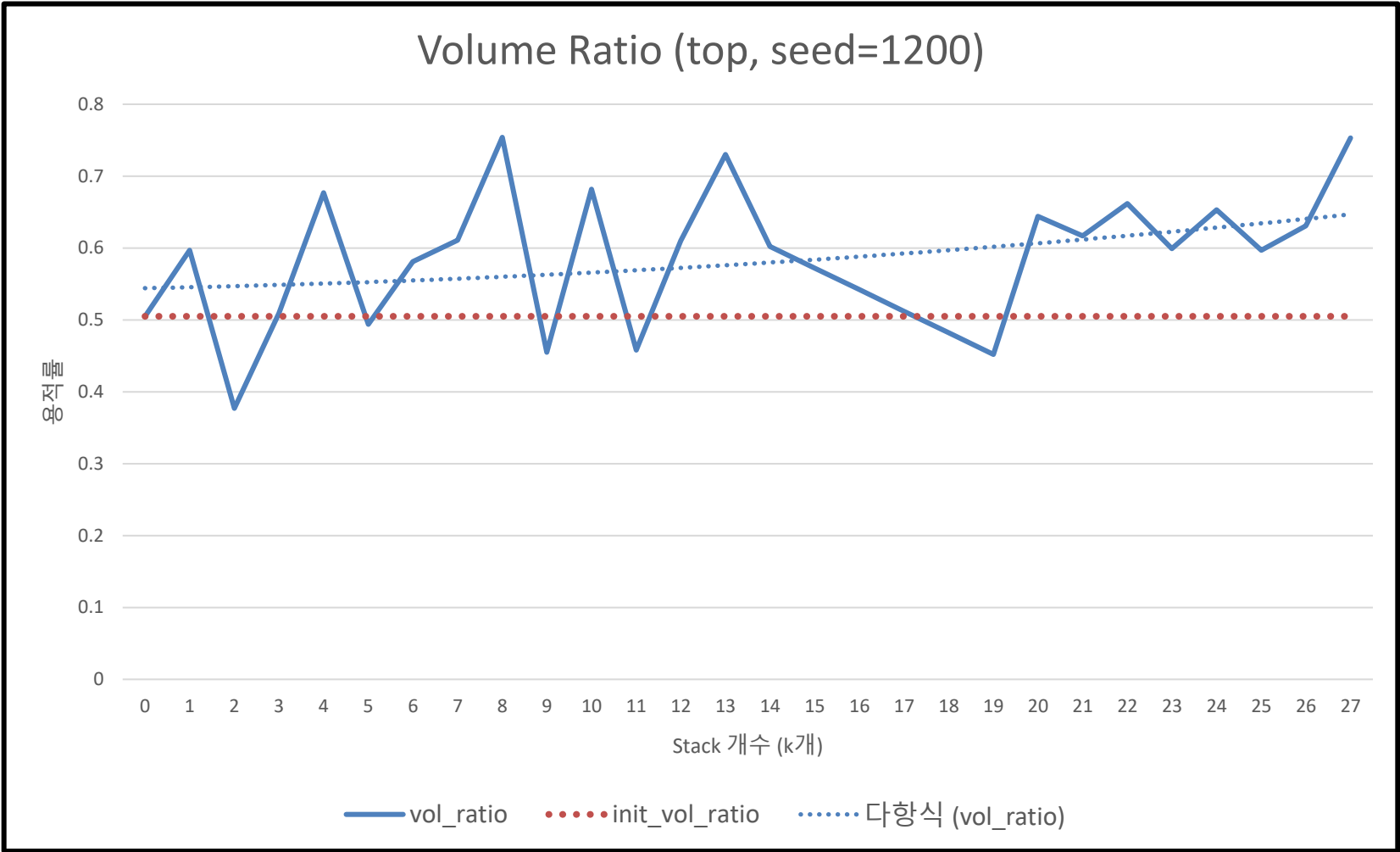
부피가 작은 블록부터 stack으로 보낸 경우,
 $19 \leq k \leq 23$ 일 때 평균 용적률이 개선됨.

연구 결과

Stack 변수 분석 - 선택적 개선 효과 (큰 box를 스택으로)



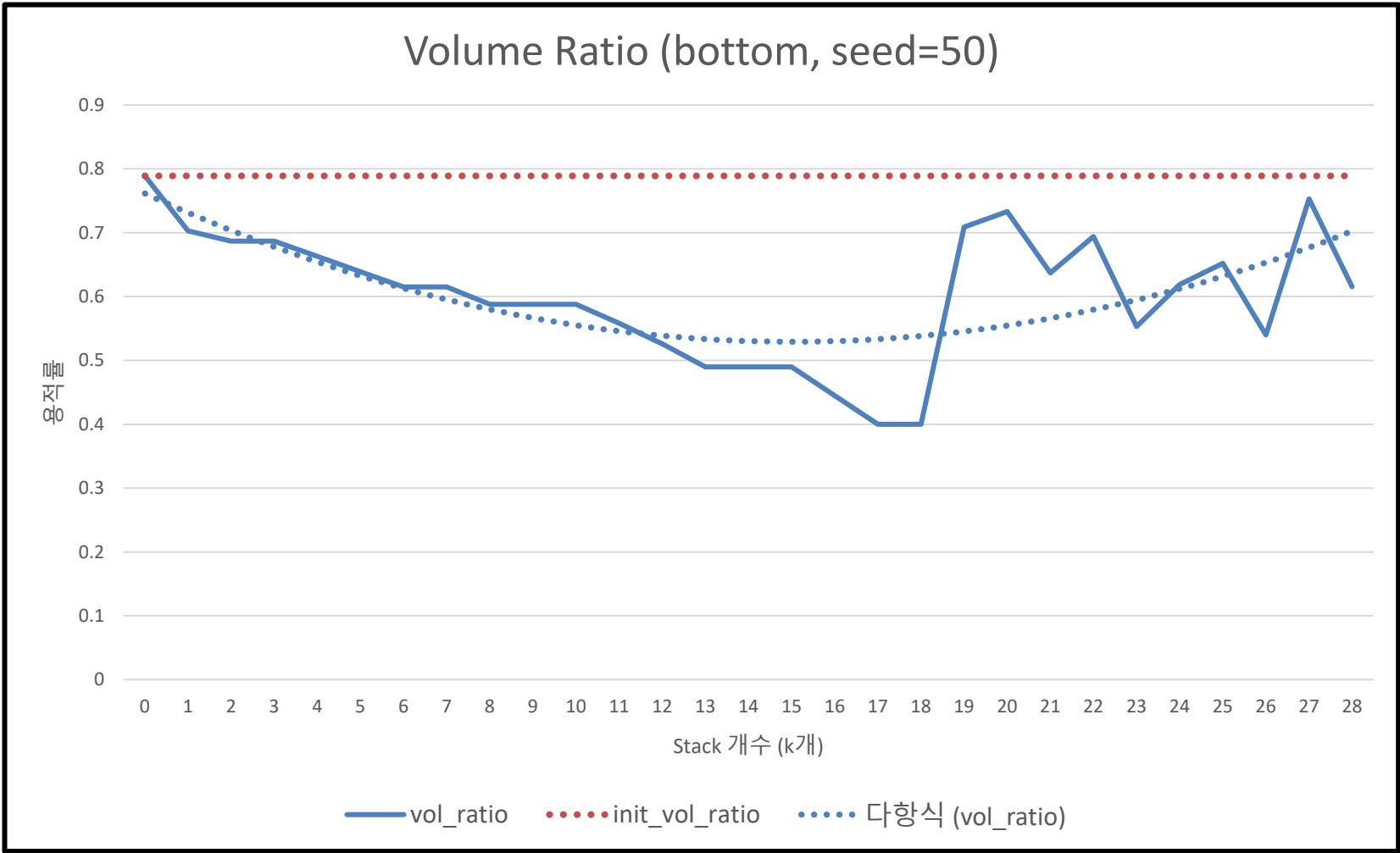
초기 용적률이 높은 샘플은
Stack을 도입하면 오히려 용적률이 악화됨.



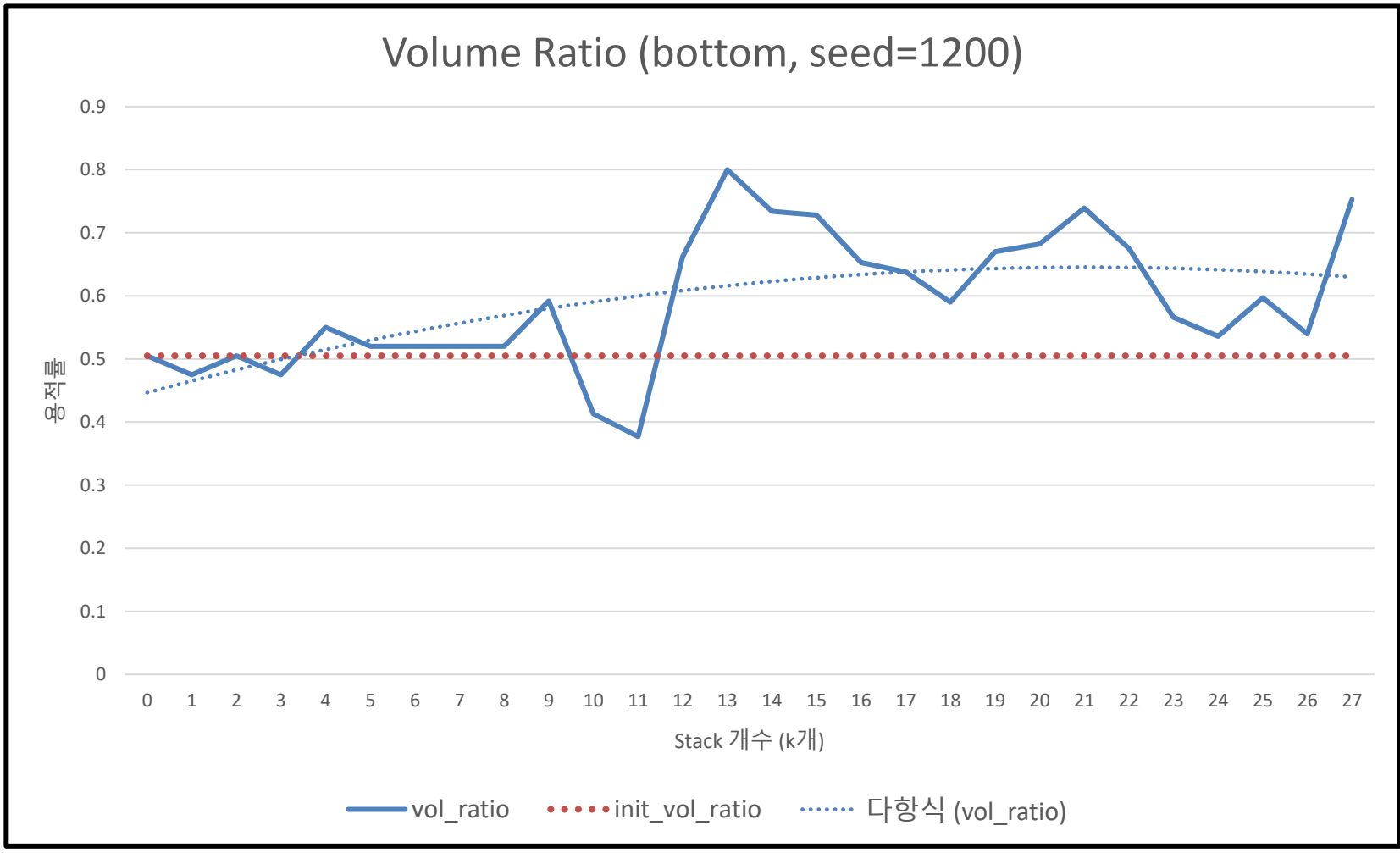
초기 용적률이 낮은 샘플은
Stack을 도입했을 때 용적률이 개선됨.
초기 용적률이 0.65 미만일 경우 용적률이 개선되는 경우가 많았음.

연구 결과

Stack 변수 분석 - 선택적 개선 효과 (작은 box를 스택으로)



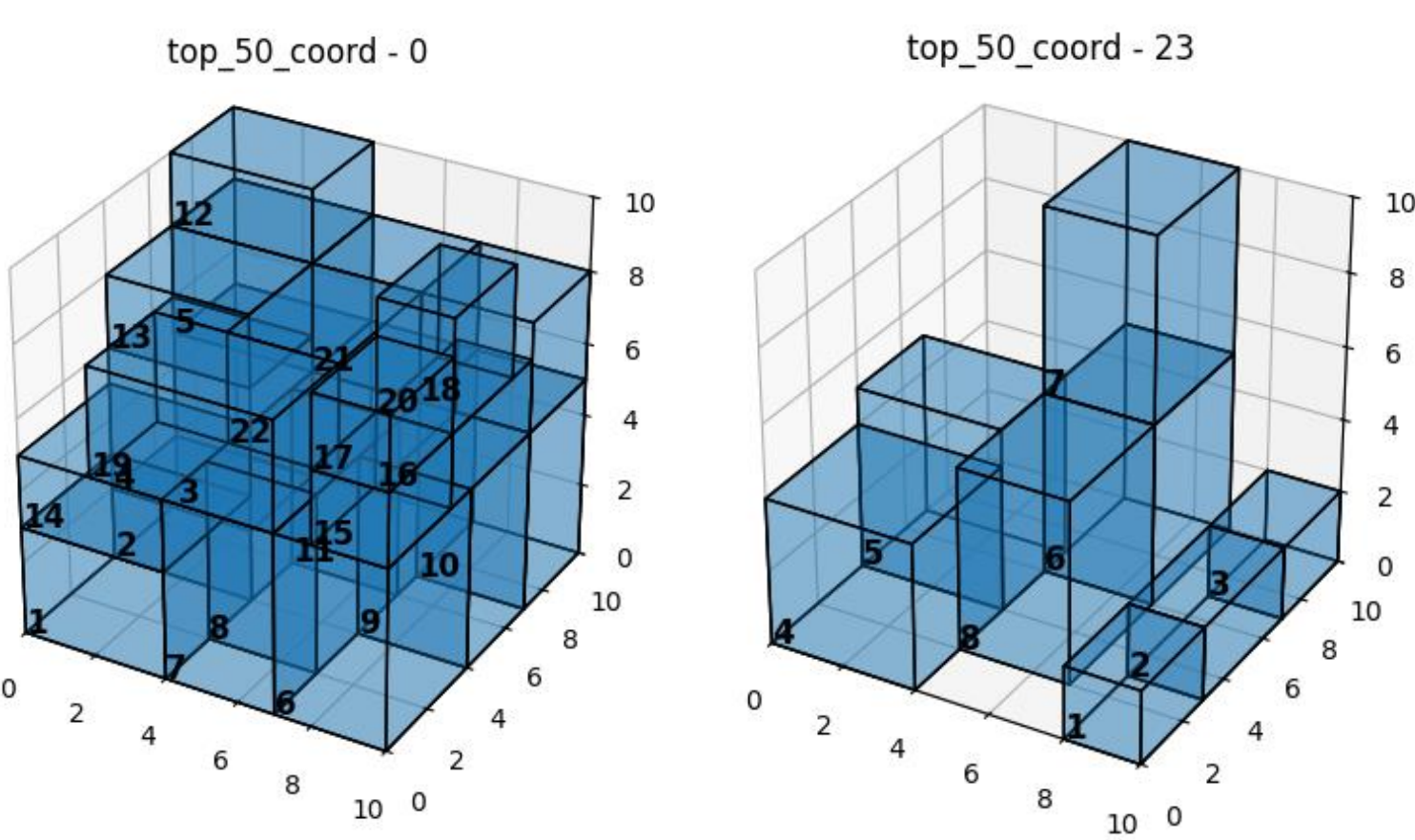
초기 용적률이 높은 샘플은
Stack을 도입하면 오히려 용적률이 악화됨.



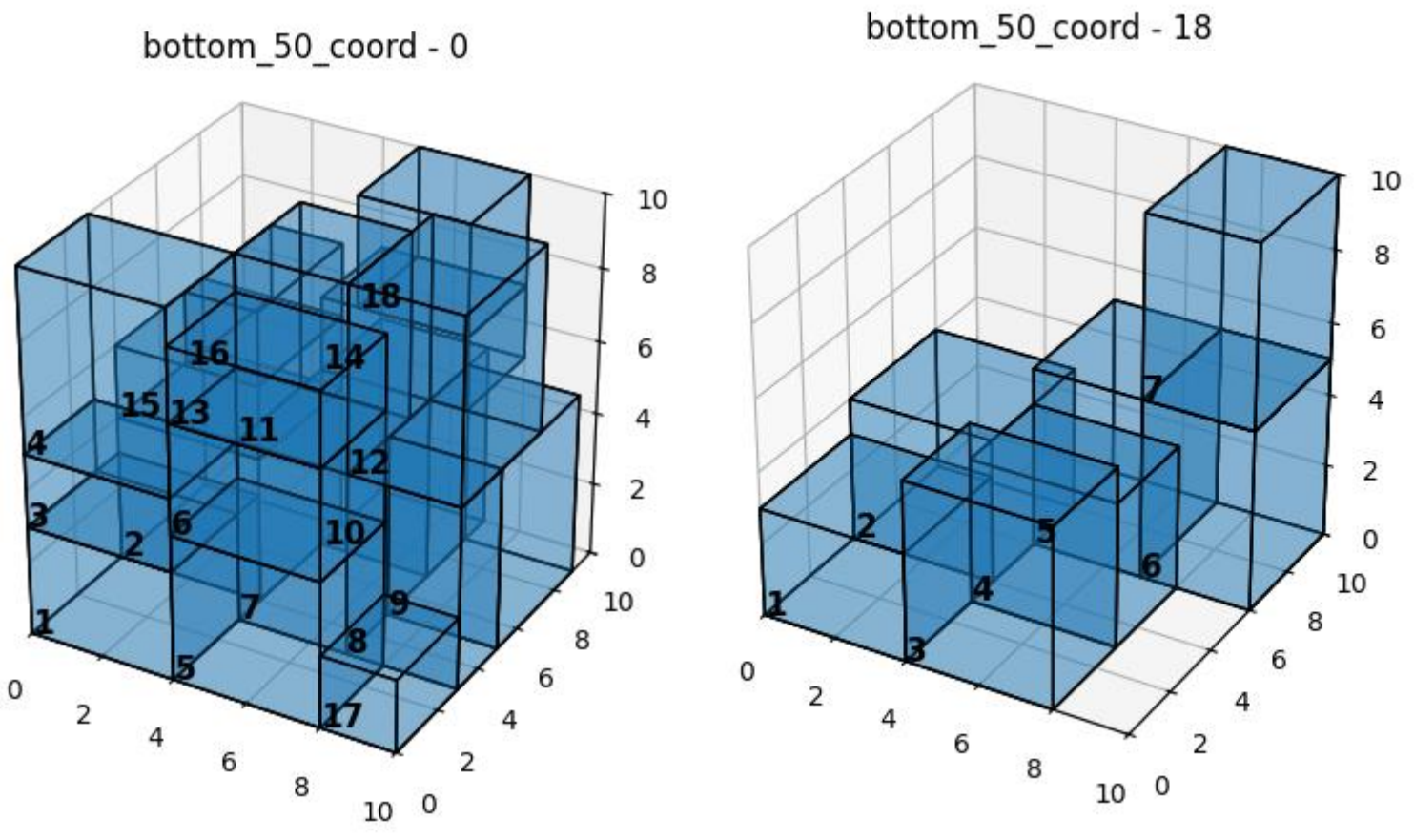
특히 초기 용적률이 0.65 미만일 경우
용적률이 개선되는 경우가 많았음.

연구 결과

Stack 변수 분석 - 용적률 악화 시각화



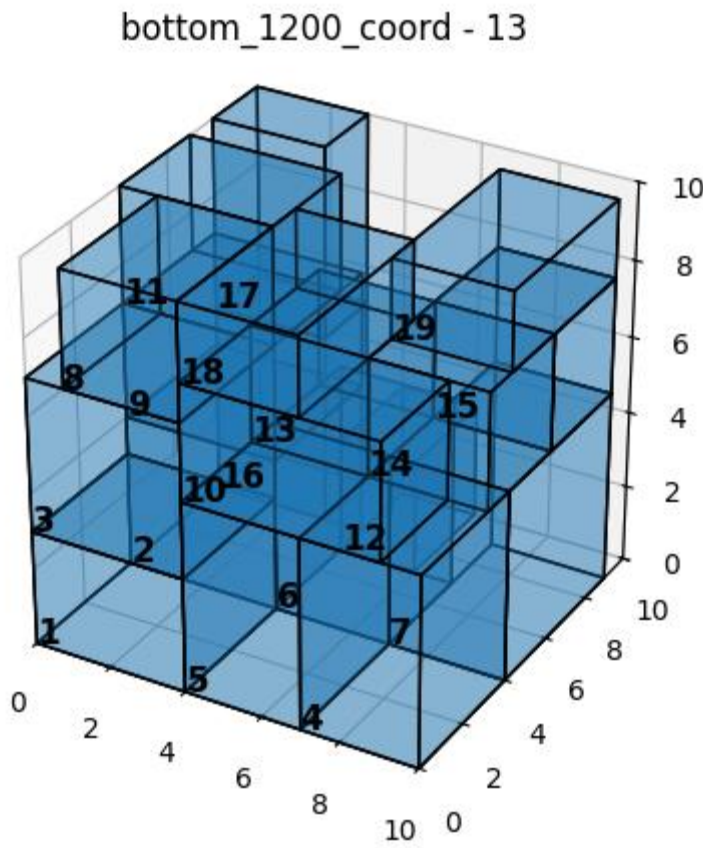
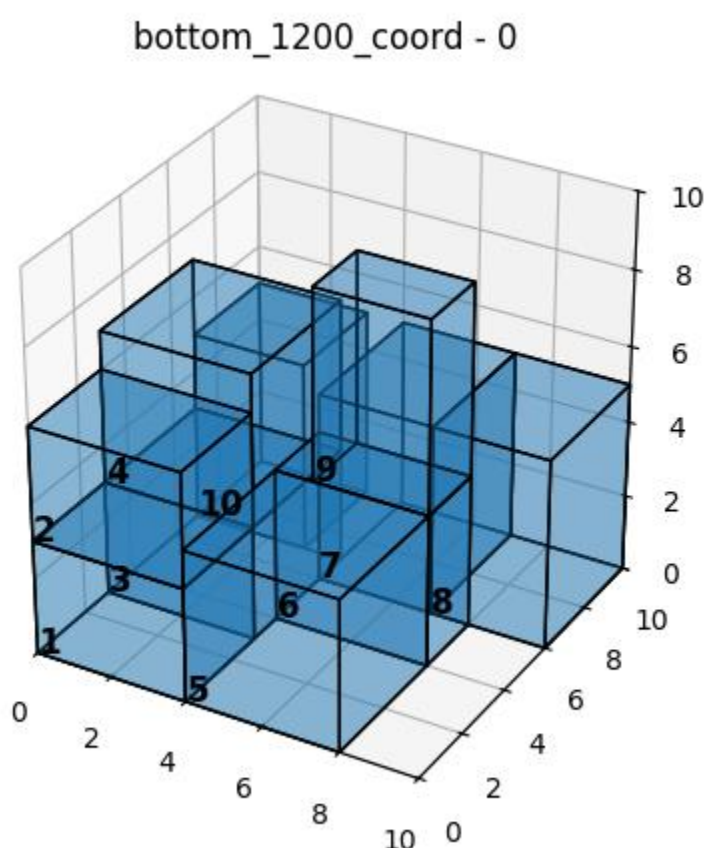
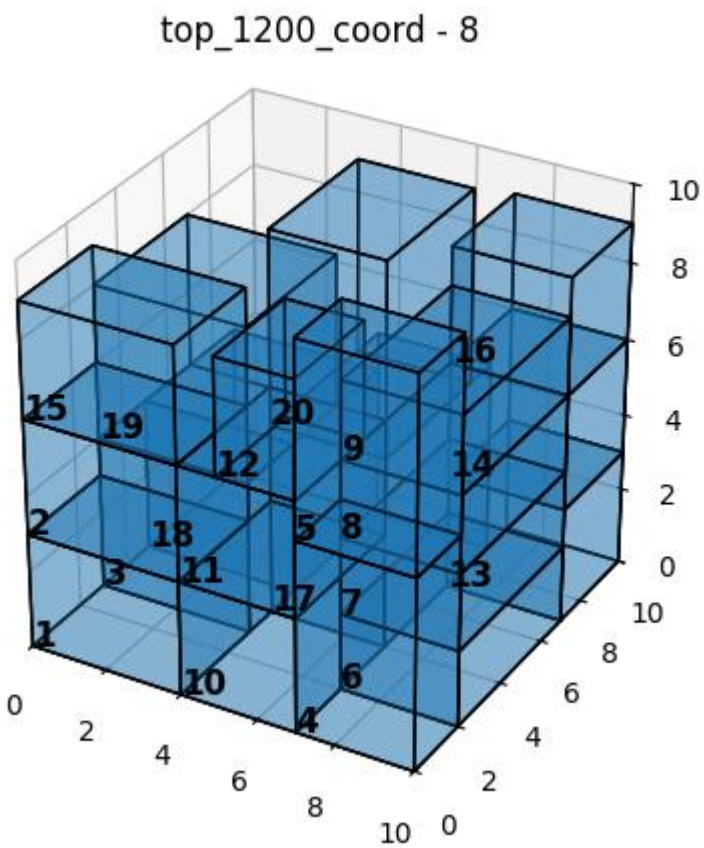
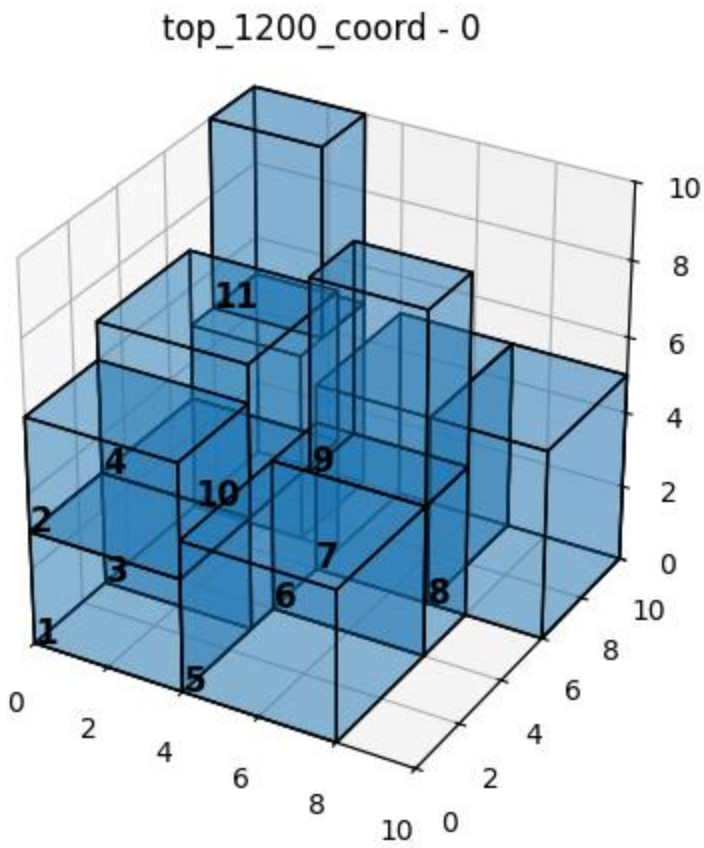
부피가 큰 블록을 스택으로 보낼 때,
초기 상태(좌)과 worst case(우)



부피가 작은 블록을 스택으로 보낼 때,
초기 상태(좌)과 worst case(우)

연구 결과

Stack 변수 분석 - 용적률 개선 시각화

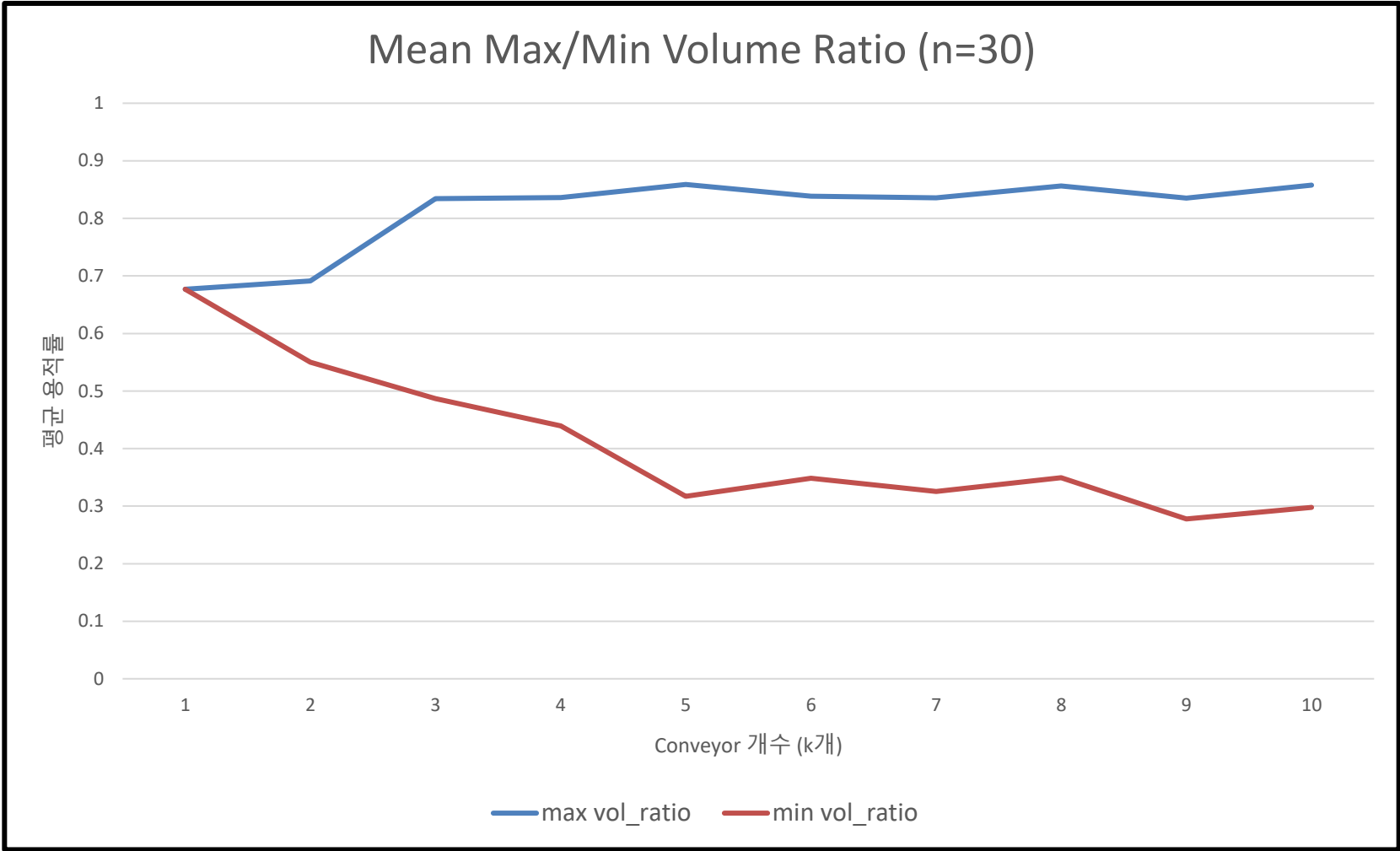
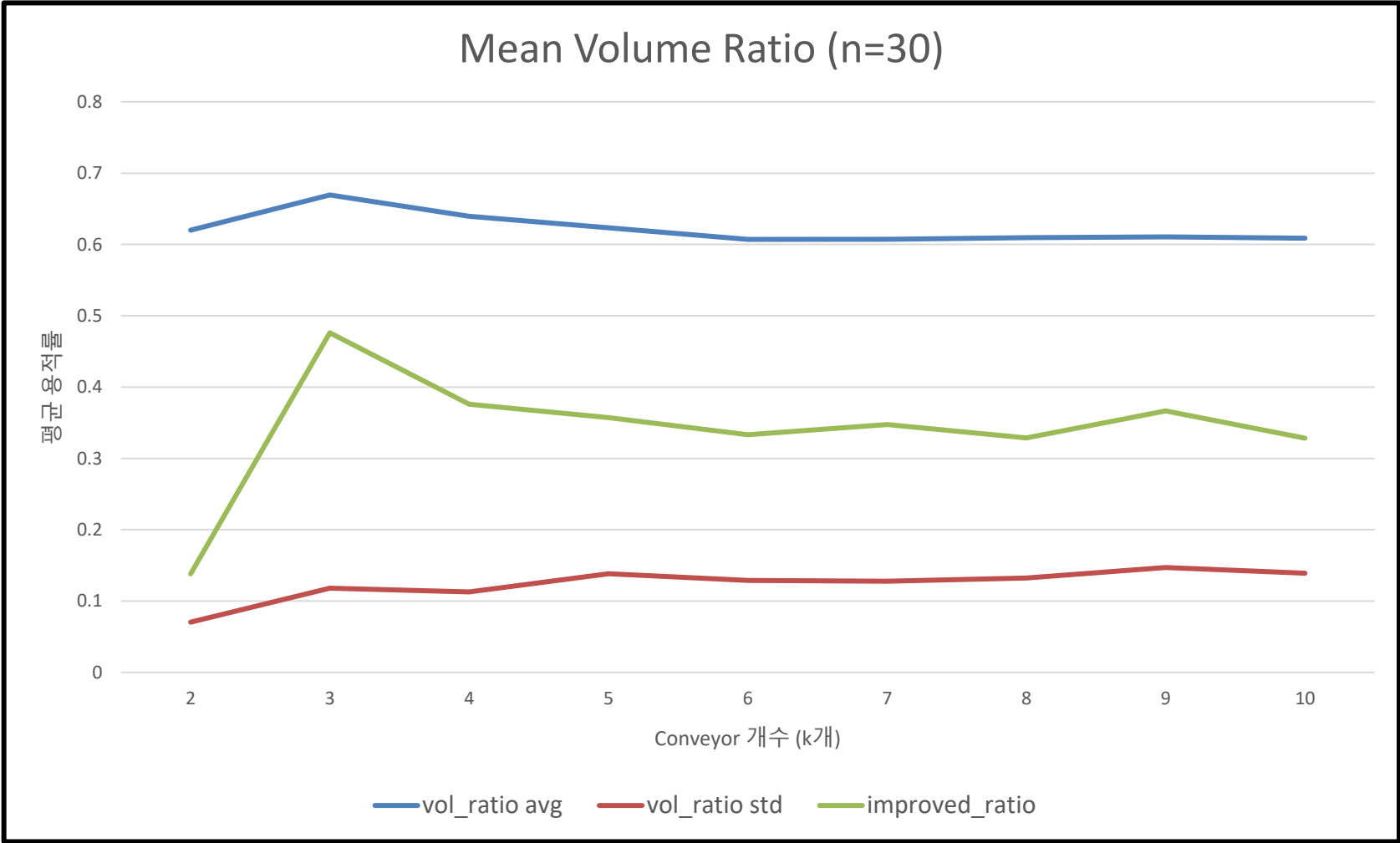


부피가 큰 블록을 스택으로 보낼 때,
초기 상태(좌)과 best case(우)

부피가 작은 블록을 스택으로 보낼 때,
초기 상태(좌)과 best case(우)

연구 결과

Conveyor 변수 분석



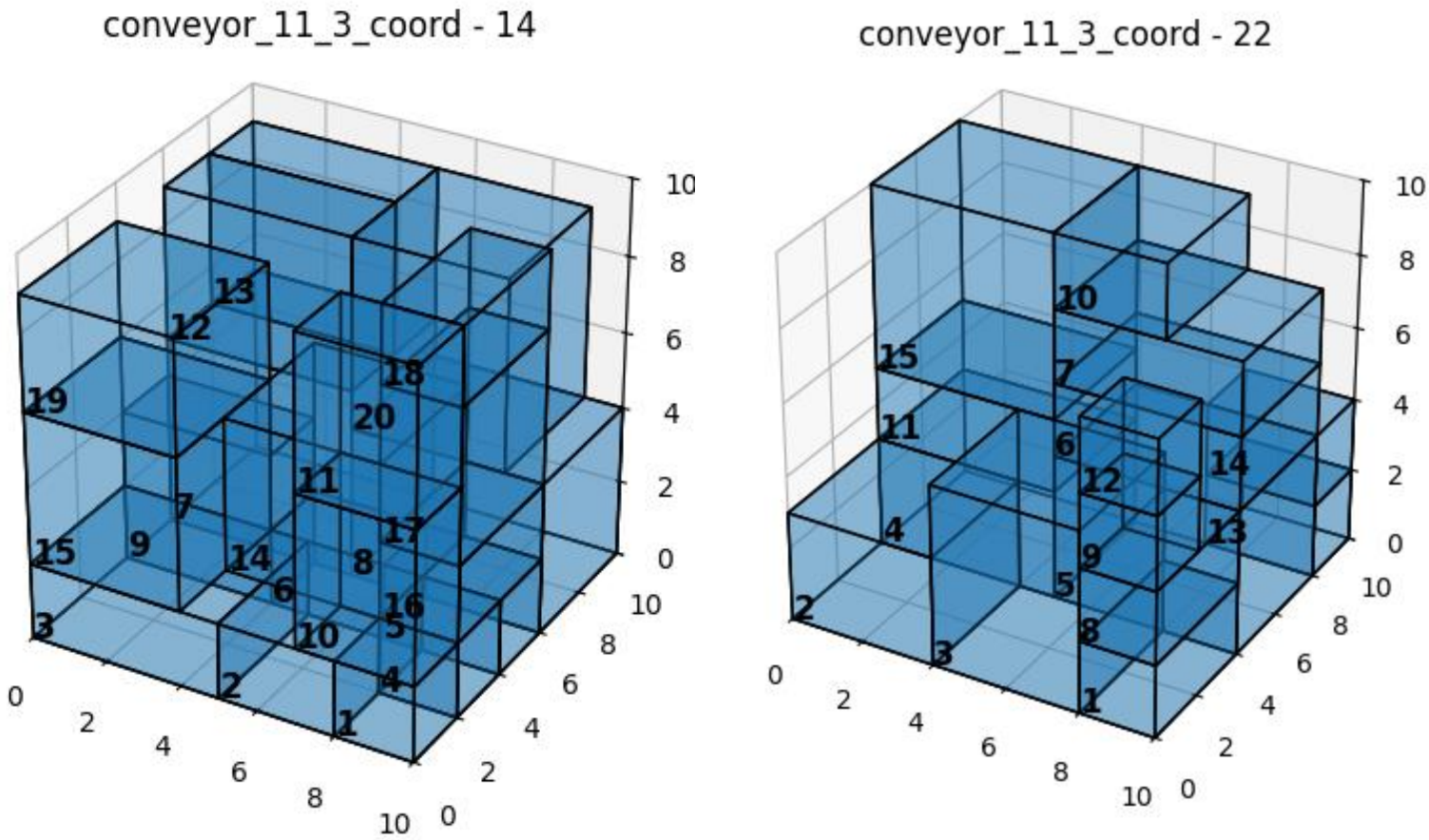
k값이 평균 용적률에는 거의 영향을 미치지 않음.

개선률은 k=1일 때 용적률보다 높은 용적률의 비율로, k=3일때
평균적으로 절반에 가까운 샘플의 용적률이 개선됨.

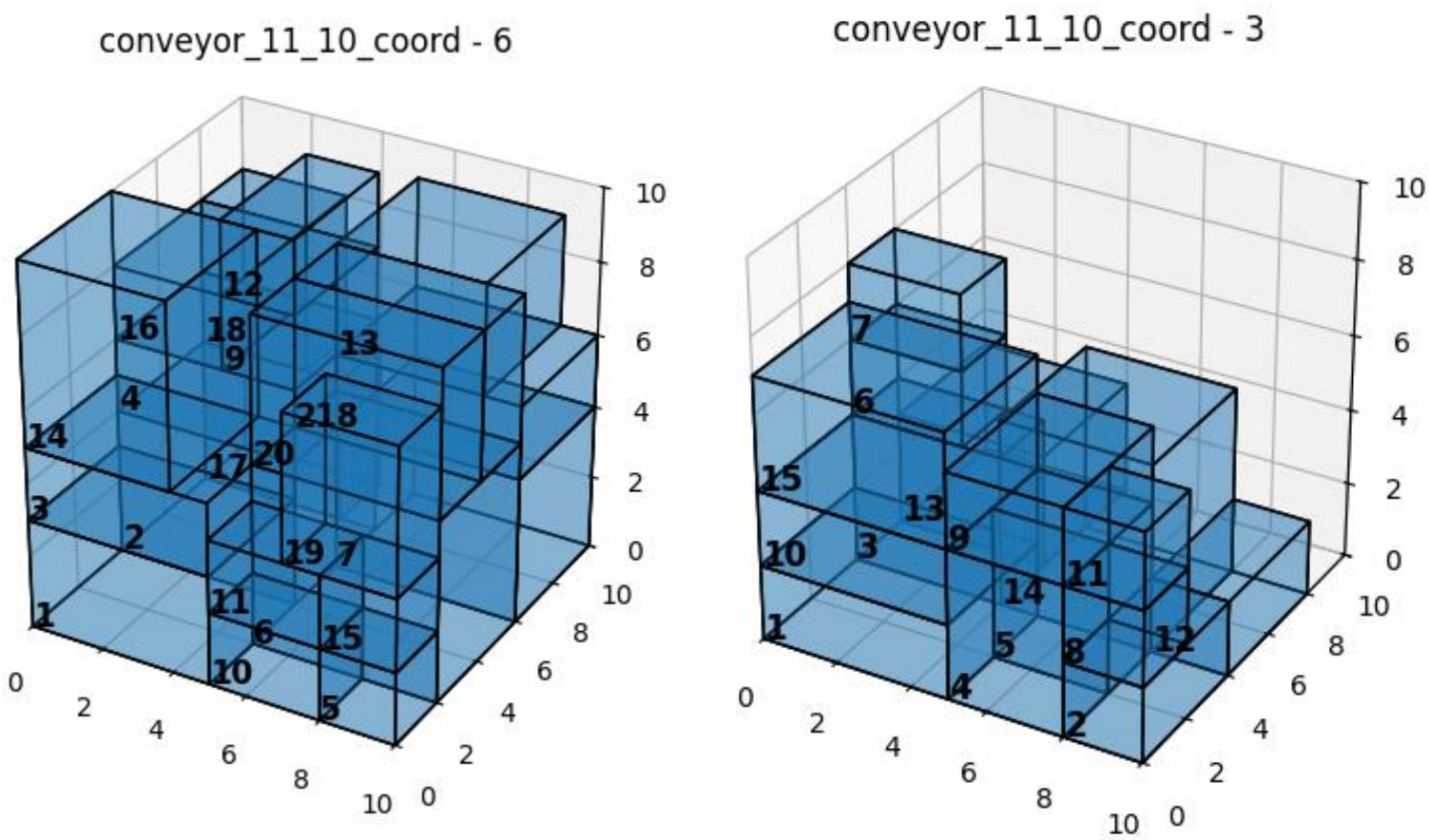
샘플 중 최대 용적률은 k=3 이후로 거의 일정하지만,
최소 용적률은 지속적으로 감소함.

연구 결과

Conveyor 변수 분석 - Best/Worst Case 시각화



k=3일 때 best case(좌)와 worst case(우)



k=10일 때 best case(좌)와 worst case(우)

연구 결과

스택 변수의 활용

초기 용적률이 낮은 샘플에 대해서는 우수한 용적률 개선 효과를 보였음.

특히 부피가 작은 블록 19~23개에 스택을 적용하면 높은 개선률을 기대할 수 있음.

다만 초기 용적률이 높은 샘플에 적용하면 오히려 용적률 악화를 초래하므로, 샘플을 미리 스크리닝하여 선택적으로 적용하는 것이 바람직함.

상호 보완

컨베이어 변수의 활용

스택과 달리 초기 용적률과 개선 효과 간 상관관계가 발견되지 않음. 전체 평균은 거의 일정한 상태로 용적률이 양극화되는 경향이 있음.

전체 샘플을 컨베이어 3개에 나누어 순차적으로 실을 때 가장 높은 개선 효과를 기대할 수 있음.

다만 용적률의 worst case가 더욱 악화되므로 best case로 이어지는 컨베이어 간 순열을 추후 연구하여 적용하는 것이 바람직함.

결론

강화학습을 통해 3차원 적재 최적화 문제에 스택과 컨베이어 변수를 활용하여
용적률을 개선하는 방법을 탐구하였다.

스택 변수는 초기 용적률이 낮은 샘플에서 효과적으로 용적률을 개선하였으나, 높은 초기 용적률을 가진 샘플에서는
성능이 저하되는 경우가 발생하였고, 적용 대상을 선별하는 것이 중요하다는 점을 확인하였다.

컨베이어 변수에 대한 연구에서는 3개의 컨베이어를 사용할 때 가장 높은 용적률 개선 효과를 보였으나,
최악의 경우 용적률이 더 악화되는 문제도 발견되었다.

이는 향후 연구에서 컨베이어 간 순열 최적화가 필요함을 시사한다.

본 연구는 실제 물류 환경에서의 적재 전략 개발에 있어 중요한 기초 자료를 제공하며,
물류 산업의 효율성 향상에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

기대효과

적응성 강화

스택과 컨베이어 설정을 최적화하여 적재
과정에서의 시간 및 노력을 절약한다.

자동화 기술 향상

물류 자동화 기술이 현실적인 방향으로
개선되는 가능성을 제공한다.



작업 효율성 증가

적재 과정에서의 시간 및 노력을 절약하여
물류 운영의 작업 효율성을 향상시킨다.

비용절감

최적화된 상자 배치는 물류 전반의 비용 절감으로
이어지며, 전체 운영 비용의 감소에 기여한다.

환경 영향 최소화

효율적인 적재는 더 적은 차량으로 더 많은 상품을
운반하여 환경적 발자국을 줄이는데 기여한다.

참고문헌

[1] 강우현, 서도형, 사민철. (2024). 강화학습 기반의 적재 최적화 문제 해결을 위한 AI 모델. 한국정보통신학회논문지, 28(1), 33-39, 10.6109/jkiice.2024.28.1.33

[2] 최세경, 배민주, 김환성. (2004). 우선순위를 고려한 컨테이너 3차원 적재문제. 한국항해항만학회지, 28(6), 531-540.

[3] 정효경, 김주은, 강유진, 우경찬, 이예진, 남현우, 김은한. (2023-06-01). 컨테이너 물류 적재를 위한 heuristics 알고리즘 기반 데이터베이스 관리 최적화 시스템. Proceedings of KIIT Conference, 제주.

[4] 장창식, 강맹규. (2005). 3차원 컨테이너 적재 문제를 위한 발견적 해법. 산업경영시스템학회지, 28(3), 156-165.

[5] H. Wang and Yanjie Chen, "A hybrid genetic algorithm for 3D bin packing problems," 2010 IEEE Fifth International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA), Changsha, China, 2010, pp. 703-707, doi: 10.1109/BICTA.2010.5645211.

[6] Anna Sciomachen, Elena Tanfani, A 3D-BPP approach for optimising stowage plans and terminal productivity, European Journal of Operational Research, Volume 183, Issue 3, 2007, Pages 1433-1446, ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.11.067>.

[7] Zhao, H., She, Q., Zhu, C., Yang, Y., & Xu, K. (2020). Online 3D Bin Packing with Constrained Deep Reinforcement Learning. AAAI Conference on Artificial Intelligence.

[8] Hu, H., Zhang, X., Yan, X., Wang, L., & Xu, Y. (2017). Solving a New 3D Bin Packing Problem with Deep Reinforcement Learning Method. ArXiv, abs/1708.05930.

스택 및 컨베이어 변수에 따른 강화학습 기반

3차원 적재 문제의 용적률 분석

Reinforcement Learning-Based Analysis of Volume Efficiency
in 3D Bin Packing with Stack and Conveyor Variables

201 | 유선호(고려대학교 산업경영공학부), 김우혁(한국과학기술원 전산학부), 원재상(포항공과대학교 컴퓨터공학과)