

# 강건한 선석 계획을 위한 가우시안 혼합 모델 기반의 완충 시간 적용

우성훈<sup>1</sup>, 박현지<sup>2</sup>, 전성우<sup>3</sup>, 김아름<sup>4</sup>, 조성원<sup>2+</sup>

<sup>1</sup>현대모비스 데이터사이언스팀

<sup>2</sup>한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소 해양안전환경연구본부

<sup>3</sup>고려대학교 산업경영공학부

<sup>4</sup>한양대학교 교통물류공학과

## Robust berth scheduling with GMM-based buffer time

Sung Hun Woo<sup>1</sup>, Hyun Ji Park<sup>2</sup>, Sungwoo Jun<sup>3</sup>, Armi Kim<sup>4</sup>, Sung Won Cho<sup>2+</sup>

<sup>1</sup>Data Science Team, Hyundai Mobis

<sup>2</sup>Maritime Safety and Environmental Research Division, Korea Research Institute of Ships and Ocean Engineering

<sup>3</sup>School of Industrial and Management Engineering, Korea University

<sup>4</sup>Department of Transportation and Logistics Engineering, Hanyang University

With global changes as the spread of COVID-19, resource management of container terminals has become more difficult. For this reason, terminal managers have to come up with robust schedules to manage vessels, and many research have conducted to provide robust berth schedule from disruptions such as vessel delays. In this paper, a two-phase mathematical model is proposed to generate a robust berth schedule with GMM(gaussian mixture model)-based buffer time. In phase 1, tardiness cost is minimized and the best berthing position is determined. In phase 2, the schedule is rescheduled to minimize the deviation from the baseline schedule obtained by phase 1. At the same time, in order to assign optimal buffer time to each vessel, historical data is analyzed and applied to the proposed model by utilizing machine learning techniques. The proposed method, compared to conventional methods, showed improvement in reducing the total cost incurred for a terminal when encountered with disruptions.

**Keywords:** Container terminal, Berth scheduling, GMM(Gaussian mixture model), Buffer time

---

논문접수일 : 2021.09.29.

심사완료일 : 2022.06.17.

게재확정일 : 2022.06.17.

본 연구는 한국해양과학기술원 부설 선박해양플랜트연구소의 주요연구사업 “스마트 해양안전 및 기업지원을 위한 오픈플랫폼 기술개발(PES4450)”의 지원을 받아 수행되었음.

† Corresponding Author: gungnir@kriso.re.kr

# 1. 서론

최근 COVID-19 장기화 사태와 미중 무역전쟁 및 한일 수출규제 등의 사건들이 글로벌 경제와 공급체인에 충격을 입히면서 해운항만업계 역시 수출입 패턴(물동량, 선사 스케줄 등)에 큰 변동이 발생하였다. 수출입 물동량의 급증으로 인해 입항 대란이 발생하기도 하였고, 해상 운송 수요 폭등과 더불어 전 세계적인 물동량 급증에 비해 인프라의 공급은 부족하여 운송망이 마비되었다. 또한 물류 현장에서의 COVID-19 확진자 발생으로 인한 작업 지연 및 화물 운송 지체는 항만 적체 현상을 야기하였다. 글로벌 공급사슬이 복잡해질수록 각국의 항만 컨테이너 터미널은 더욱 불확실해지는 환경으로 인해 피해를 입을 수밖에 없으며 이로 인한 운영 손실은 점차 심각해진다. 이에 대비하여 터미널은 기존 처리 능력의 한계를 극복하고 터미널을 효율적으로 관리하기 위한 운영 대책이 필요하다. 특히 터미널의 처리용량을 결정하는 요소 중 하나인 선석 계획을 보다 지능적으로 수립하는 것이 중요하다.

선석 계획을 도출하기 위해서는 선석 할당 문제(berth allocation problem; BAP)와 안벽크레인 할당 문제(quay crane assignment problem; QCAP)를 고려해야 한다. 선석 할당 문제는 Figure 1과 같이 시간과 안벽의 길이로 나타낸 2차원 평면(time-space diagram) 위에 선박의 접안 시간과 접안위치를 결정하는 것이다(Kim and Park, 2004). 또한, 안벽크레인 할당 문제는 Figure 2와 같이 각 선박에 할당할 안벽크레인의 개수를 결정하는 것이다. 제한된 안벽크레인을 할당하는 방법에 따라 선박의 작업시간이 결정되기 때문에 터미널은 두 가지 문제를 동시에 고려하여 선석 계획을 수립한다.

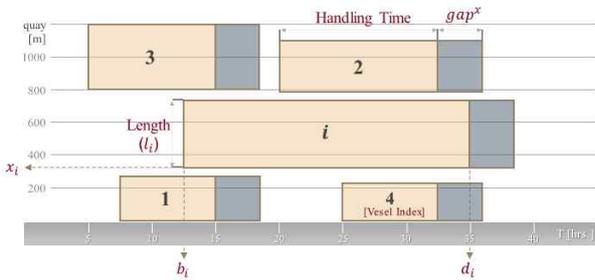


Figure 1. Time-space diagram

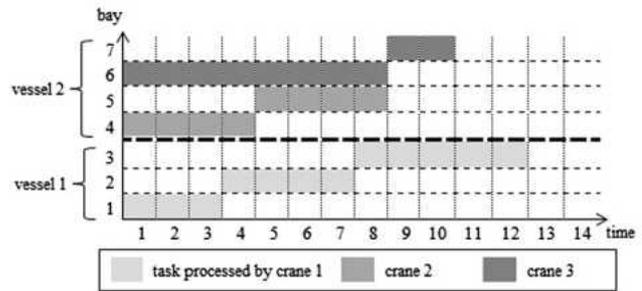


Figure 2. An example of QCAP

선석 계획을 수립함에 있어서 선박 사이의 시간 및 공간적 간격을 최소화 하여 효율을 극대화 하는 것이 중요하지만 여러 가지 불확실한 요인들로 인하여 어려움을 겪는 것이 현실이다. 이전 터미널에서의 작업 상황 또는 기상 상황에 의해 선박이 예상도착시간(estimated time of arrival; ETA) 보다 늦게 도착하여 발생하는 변동은 기존의 선석 계획이 틀어지게 되는 문제를 발생시키는데 이는 뒤에 이어지는 선석 계획에도 영향을 끼쳐 결과적으로 터미널에 큰 손실을 초래할 수 있다. 이에 선석 계획 수립 시 완충 시간을 도입하여 선박이 예정보다 늦더라도 초기 계획을 어느 정도 지킬 수 있는 강건한(robust) 선석 계획을 수립하는 방법론이 등장하였다. 초기 선석 계획을 수립할 때 선박과 선박 사이에 완충 시간을 부여하는 것인데 완충 시간을 부여하다 보니 초기 계획상에서 발생하는 공간적 손실과 불확실성이 초래하는 변동에 따른 손해를 감소시키는 득실을 비교하여 피해를 최소화하는 것을 목표로 하는 계획이다.

완충 시간은 다양한 기준과 방법에 의해 부여될 수 있는데 적절하지 않은 완충 시간은 오히려 선석 계획의 품질을 떨어뜨릴 수 있다. 예를 들어 완충 시간을 지나치게 길게 설정하면 불필요한 유휴시간이 발생하므로 선석 계획의 성능이 저하된다. 반대로 완충 시간을 너무 짧게 설정하면 불확실성으로 인한 변동에 충분히 대비가 되지 못하여 선석 계획을 재수립하고 복구하는 데 비용이 발생한다. 또한 완충 시간을 모든 선박에 동일하게 부여하면 정시에 도착하는 선박이 많을 경우 비효율성을 초래할 수 있고 선박별로 차등적으로 부여하면 그 기준의 정확도와 적합도에 따라 선석 계획의 성능이 좌우될 수 있다. 이처럼 완충 시간을 적용하는 방법에 의해 전체 선석 계획의 품질이 결정되기 때문에 상황에 맞는 적절한 완충 시간을 결정하는 것은 매우 중요하다. 이를 위해 본 연구에서는 선박의 지연에 대한 과거 데이터를 분석하고 머신러닝 기법을 이용하여 효율적이고 합리적인 완충 시간을 도출한 후, 이를 토대로 불확실한 선박 지연으로 인

한 손실에 효과적으로 대응하는 강건한 선석 계획을 수립하는 것을 목표로 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제 2장에서는 선석 계획과 완충 시간에 관한 기존의 연구를 조사한다. 제 3장에서는 완충 시간을 도입한 수리모델을 설명하고 제 4장에서는 효율적인 완충 시간을 도입하기 위한 방법론을 제시한다. 제 5장에서는 제안한 수리모델을 이용하여 선석 계획을 수립하기 위한 휴리스틱 알고리즘을 설명한다. 제 6장에서는 수치실험을 통해 휴리스틱 알고리즘의 성능을 측정하고, 이를 이용하여 완충 시간을 도입한 선석 계획을 여러 상황에서 시뮬레이션 실험을 통하여 기존의 선석 계획과 비교해 본다. 마지막으로 제 7장에서는 연구의 결론 및 시사점을 제시한다.

## 2. 선행연구

과거 선석 계획 문제는 선석을 이산형(discrete)과 연속형(continuous)으로 구분하여 연구되었다(Lai and Shih, 1992; Imai et al., 1997; Kim and Moon, 2003). 오늘날 터미널의 레이아웃 형태와 장비가 다양해짐에 따라 터미널 운영 문제가 더욱 복잡해지면서 이를 고려하기 위한 다양한 가정, 모델, 모수 및 문제 해결 방법론이 등장하고 있다(Bierwirth and Meisel, 2010). 선석 할당 문제가 복잡해짐에 따라 선석 계획을 수립하기 위해 다양한 휴리스틱 방법론이 적용되고 있으며(Bierwirth and Meisel, 2015) 많은 연구들이 라그랑지안 완화법(lagrangian relaxation procedure), 트리 서치 절차(tree search procedure), 유전 알고리즘(genetic algorithm; GA), 빔 서치 알고리즘(beam search algorithm), 입자군집최적화(particle swarm optimization) 등의 휴리스틱을 이용하여 해의 성능과 효율성을 높이고자 하였다(Imai et al., 2001; Guan and Cheung, 2004; Imai et al., 2007; Wang and Lim, 2007; Ting et al., 2014).

안벽크레인 할당 문제는 터미널의 작업 효율성과 직결되어 있어 선석 계획 수립 시 선석 할당 문제와 함께 고려해야 하는 문제이며 선석 할당 문제의 복잡도를 크게 상승시키는 요인이다. 이를 해결하기 위하여 Guan et al.(2002)는 선석 계획을 기계(선석)에 동일한 종류의 프로세서(안벽크레인)들이 존재하고 작업(선박)을 처리하기 위해 프로세서를 할당하는 다중 프로세스 작업 스케줄링(multiprocessor task scheduling) 문제로 간주하였다. 이들은 각 선박의 작업량이 선박의 크기에 비례한다고 가정하고 선박의 작업시간을 선박에 할당된 크레인의 수와 크레인의 작업시간으로 표현하였다. 선박별로 작업시간의 크기에 따라 가중치를 부여하고 그 총합을 최소화하는 것을 목적식으로 하였다. 이들은 선박들을 가중치에 따라 오름차순으로 나열한 뒤 그룹으로 나누어 탐욕적 알고리즘(greedy algorithm)에 따라 안벽크레인을 할당하였다. 선석 할당과 안벽크레인 할당을 함께 고려하는 방법론으로 선박의 작업시간을 선박에 할당된 크레인의 개수를 매 개변수로 하는 함수로 표현하는 방법이 제안되었다. Park and Kim(2002)은 2단계 구조의 선석 계획 수립 모델을 제안했다. 첫 번째 단계에서는 라그랑지안 완화법을 이용하여 연속형 선석 계획을 수립하였고 이때 선박의 작업시간은 선박에 할당된 안벽크레인의 개수에 반비례한다고 가정하였다. 두 번째 단계에서는 동적계획법(dynamic programming)을 이용하여 안벽크레인의 착수 비용을 최소화하였다. Meisel and Bierwirth(2009)는 SWO(squeaky wheel optimization) 휴리스틱을 제안하였다. 예상 도착시간 순서대로 정렬된 선박 리스트에서 초기 우선순위 선박 리스트를 도출한 이후 SWO 휴리스틱 절차와 지역정제절차(local refinement procedure)를 반복하여 개선된 해를 탐색하였다. 삽입 휴리스틱 절차(insert heuristic procedure)에 의해 선박들의 접안 시간 및 접안위치를 결정하고 휴리스틱에 의해 먼저 배치된 선박들이 너무 많은 안벽크레인 자원을 독점하는 것을 방지하기 위하여 지역정제절차에 따라 각 선박들의 안벽크레인 자원을 적절히 분배하는 절차를 고안하였다. Iris et al.(2017)은 Meisel and Bierwirth(2009)의 수학적 모델에 대하여 안벽크레인 할당 프로파일을 개선하는 ALNS(adaptive large neighborhood search) 휴리스틱을 제안하였다.

수립한 선석 계획이 실행되려면 계획 수립 당시에 고려한 모든 입력 모수(input parameter)들에 변동이 없어야 한다. 그러나 실제 상황에서는 다양한 요인들에 의하여 계획 수립 당시의 예상한 정보들과 다르게 변화하게 되고 그에 따라 처음 작성한 선석 계획을 실행할 수 없게 된다. 따라서 선석 계획을 수립할 때

다양한 변동 발생 가능성을 고려하여야 한다. Moorthy and Teo(2007)는 stochastic한 접근을 시도한 초기 연구자들 중 하나로 대기 시간에 대한 분포를 프로그램 평가 및 검토 방법(project evaluation and review technique; PERT)을 이용하여 추정하였다. 이들은 대기 시간을 정규 분포(normal distribution)로 가정하고 PERT의 크리티컬 패스(critical path)를 이용하는 방식으로 최장 분포(longest distribution)를 분산으로 가정하여 BAP 문제를 풀이하였다. Zhou and Kang(2008)은 이산형 선석 모델에서 선박의 도착시간과 작업시간을 확률 매개변수(stochastic parameter)로 가정하였다. 또한 선박의 우선순위와 시간제약을 고려하여 선박마다 작업 시작 전까지 대기할 수 있는 최대 허용 대기 시간을 고려하였다. 이들은 터미널에 정박하는 선박의 정박 전 대기 시간과 안벽크레인의 작업 대기 시간의 합으로 구성된 선박의 작업 대기 시간의 총합을 최소화 하는 모델을 제안하고 유전 알고리즘으로 해결하였다. Zeng et al.(2011)는 변동 발생 시 선석과 안벽크레인 할당 계획을 복구시키는 문제를 연구하였다. 이들은 초기 선석 계획 및 안벽크레인 계획을 수립한 다음, 터미널 운영 중 발생하는 변동에 대응하기 위하여 안벽크레인 및 선석 재할당 전략을 적용하고 지역적 리스케줄링(local rescheduling)과 타부 서치(tabu search)를 이용하여 선석 계획을 재수립하는 방안을 제시하였다. 수치 실험을 통해 변동 발생 시 제안한 방법에 따라 얻어진 선석 재할당 비용과 안벽크레인 재할당 비용을 비교 제시하였다.

위의 연구들은 선석 계획에 불확실성을 다소 반영하였다. 그러나 위의 연구에서는 모든 선박에 동일한 완충 시간을 할당함에 따라 발생하는 비효율성은 고려하지 않았다. 선박의 실제 도착시간을 집계한 통계자료를 분석한 결과 일부 선박은 예정보다 늦게 도착하는 경우가 많은 반면 다른 선박은 정시에 도착하는 경우가 많았다. 따라서 모든 선박에 균일한 완충 시간을 도입하는 것은 초기 계획의 비용 측면에서 비효율을 야기하기 때문에 과거의 데이터를 기반으로 불확실성을 고려한 연구가 필요하다. 이러한 선박의 특성, 과거의 데이터에 따라 차등적인 완충 시간을 고려하는 연구는 제한적이다. Lu and Xi(2010)은 각 배의 도착시간과 배의 작업시간이 과거 데이터에 의하여 정규 분포를 이룬다는 가정 하에 문제를 정의하고 시물레이션 기반의 GA를 이용하여 풀이하였다. Du et al.(2010)는 선석 계획의 초기 일정의 강건성을 반복적으로 향상시키는 피드백 절차를 제안했다. 그들은 두 가지 조정 규칙을 고려하여 각 선박에 완충 시간을 다르게 할당했다. 그러나 접안위치와 안벽크레인 등을 동시에 고려하지 않아 실효성 측면에서 제한적이다. Karafa et al.(2013)은 안벽크레인의 생산성에 관한 데이터의 분포가 정규 분포 혹은 푸아송 분포(poisson distribution)를 따른다는 가정 하에 이산형 BAP에 대하여 수학적 모델을 정의하고 이를 유전 알고리즘과 포스트 파레토 시물레이션(post-pareto simulation)을 이용하여 풀이하였다. Ursavas and Zhu(2016)은 선박의 도착시간과 안벽크레인의 작업시간이 푸아송 분포를 따르며 DBAP에 대하여 확률적 동적 계획법(stochastic dynamic programming approach)를 적용하여 최적의 정책을 도출하였다. Shang et al.(2016)은 안벽크레인의 생산성이 동일한 분포라는 가정 하에 안벽크레인의 셋업 시간과 안벽크레인의 생산성에 대한 불확실성을 고려하여 선석 및 안벽크레인 동시 할당 문제(berth allocation and crane assignment problem; BACAP)를 풀이하였다.

본 연구의 차별성은 크게 세 가지로 요약할 수 있다. 첫째, 머신러닝 기법을 활용하여 각 선박별 지연 특성을 반영한 완충 시간을 선석 계획에 고려했다. 정규 분포 등의 일반적인 분포를 완충 시간으로 고려하거나 선박별 특성을 반영하지 않고 동일한 완충 시간을 고려한 대부분의 연구와 차이점을 가진다. 둘째, 대부분의 선석 계획 연구에서는 문제의 복잡성을 낮추기 위해 BAP에만 초점을 맞추었다. 하지만, 실제 환경에서는 선석 계획을 수립할 때 안벽크레인의 생산성을 동시에 고려하기 때문에 BACAP를 다룬다는 점에서 보다 실용적이다. 마지막으로, 본 연구는 연속형 선석을 고려한 점에서 앞서 언급한 연구들이 모두 이산형 선석에 대하여 풀이한 것에 비하여 차이점을 가진다. 이산형으로 선석 계획을 수립하게 될 경우 더욱 많은 선박을 접안할 수 있음에도 선석을 제한적으로 사용하는 것이기 때문에 현실적이지 못하다. 실제 환경에서도 선석을 이산형으로 구분하여 표기하지만 실제 선석 계획은 연속형으로 이루어진다.

### 3. 연구방법론 및 연구모형

선석 계획 수립자는 터미널 운영을 위해 1주일 단위로 입항 예정인 선박에 대한 선석 계획을 수립한다. 1주일 전에 수립하는 계획을 초기 선석 계획이라 하고 이는 사전에 알려진 각 선박의 예정 도착시간, 예정 출발시간을 기반으로 작성된다. 그러나 초기 선석 계획은 터미널 운영 과정에서 발생하는 선박의 도착시간 혹은 작업시간 등의 변동으로 인해 최종적으로 유지될 수 없는 경우가 발생하고, 이때 반드시 선석 계획의 재수립이 뒤따른다. 초기 선석 계획이 어떻게 수립되었느냐에 따라 상황의 변동에도 불구하고 그대로 계획을 유지할 수 있고 또는 계획을 재수립하더라도 그 재수립에 적은 노력과 비용이 발생할 수 있다.

주어진 정보가 확정적이라고 가정하여 터미널 효율이나 터미널이 제공하는 서비스 수준을 최대화하는 초기 선석 계획을 수립하는 경우, 향후 터미널에 초래될 수 있는 손실은 크게 세 가지 관점에서 설명된다. 첫 번째는 초기 결정된 각 선박의 최적의 접안위치를 이탈하는 것이다. 초기 선석 계획이 도출된 이후 터미널은 효율적인 컨테이너 이동 작업을 위하여 초기 선석 계획에 수립된 각 선박의 접안위치에 가까운 야드에 선박에 선적할 컨테이너를 쌓아둔다. 그러나 뒤늦은 계획 재수립에 의하여 선박의 접안위치가 변경된 경우, 미리 준비된 컨테이너를 옮기는 노력이 들거나 이를 그대로 싣기 위한 이동 거리가 길어져 비용이 발생하게 된다. 두 번째는 재수립된 선석 계획에 따라서 안벽크레인의 일정 계획에도 역시 수정이 뒤따르는 것이다. 선석 계획은 터미널 운영 계획 중에서도 가장 상위의 단계의 계획으로서 먼저 결정되어야 하는 문제이며, 안벽크레인의 일정 계획을 비롯한 여러 계획과 맞물려 있다. 특히 컨테이너의 하역을 위한 안벽크레인은 터미널 내 매우 희소한 주요 장비이므로 잦은 계획의 수정은 필연적으로 터미널 전반에 운영 비효율을 야기한다. 마지막 세 번째는 선박의 예상 출발시간에 연쇄적으로 지연이 발생하여 운영 서비스 수준에 큰 타격을 입는 것이다. 이는 앞쪽에서 발생한 작은 변동이 후행 작업되는 선박의 스케줄에 연쇄적으로 변동을 일으켜 계획 후반부에 배치된 선박의 스케줄에 큰 변화를 줄 가능성이 높기 때문이다. 따라서 촘촘하게 계획된 초기 선석 계획을 재수립한다면, 한 선박의 스케줄 변경이 다른 선박의 스케줄에 영향을 미칠 확률이 커서 이 재수립에 더 많은 노력과 비용이 발생할 수밖에 없다.

한편, 선석 계획을 여유 있게 수립하는 것은 선박의 작업시간에 여분의 시간을 추가하는 것을 의미하며 이는 결과적으로 선박의 작업시간이 늘어나는 것과 같으므로 후행 작업되는 선박의 접안 및 출발시간이 지연될 수 있다. 따라서 후행 선박의 일정에 영향을 줄이면서 발생 가능한 변동에 대비하는 적절한 시간 간격을 찾는 것이 강건하고 효율적인 선석 계획을 수립하는 데 중요한 문제다. 본 연구에서는 선박과 선박 사이에 부여하는 시간 간격을 완충 시간이라 정의한다. 완충 시간은 선박의 예상 출발시간 이후에 부여되며, 초기 계획 안에서 해당 시간 동안은 다른 선박이 접안할 수 없다. 선박의 도착 지연시간 등 모든 정보가 확정적이라면, 최적의 선석 계획과 더불어 최적의 완충 시간이 존재한다고 가정할 수 있다. 만일 최적의 완충 시간이 존재한다고 할 때, 정보의 불확실성 아래 수립하는 초기 선석 계획에서 인공적으로 도입한 완충 시간이 최적의 완충 시간에 가까우면 가까울수록 그 도입이 터미널 운영 효율에 미치는 영향은 긍정적이다. 그러나 완충 시간이 적절하게 도입되지 않은 경우 오히려 계획 재수립 비용을 증가시킬 수도 있다.

따라서 본 연구는 각 선박별 도착의 불확실성, 즉 선박의 지연 정도를 고려하여 효과적인 완충 시간을 도입하여야 함에 주목한다. 이를 해결하기 위해 터미널에 접안한 선박의 이력 데이터를 기반으로 선박의 지연시간 분포를 추정하여 선박별로 적정 완충 시간을 부여하는 방법을 제안한다. 우선 선박별로 도착시간에 대한 지연의 크기를 고려하기 위하여 선박을 전항지별로 분류한다. 전항지별로 분류된 선박 데이터를 기반으로 지연시간 분포를 추정하고 선박의 전항지에 따른 지연 경향을 반영하여 선박별로 차등적인 완충 시간을 부여한다. 완충 시간을 부여하기 위한 분포를 추정하는 구체적인 방법론은 제 4장에서 설명한다.

이어지는 장에서는 제 4장의 방법론으로부터 도출된 완충 시간을 적용하여 선석 계획을 작성하는 수리모형을 제안한다. 수리모형은 터미널 운영 전 초기 선석 계획을 도출하기 위한 1단계 BACAP 수리모형과 터미널 운영 시작 후 변동 발생 시 선석 계획 재수립을 위한 2단계 BACAP 모델로 구성된다. 1단계에서는 선박의 출항지연(tardiness)을 최소화하는 동시에 완충 시간을 부여하여 초기 선석 계획을 수립한다. 이 때

초기 선석 계획에서 결정된 각 선박의 접안위치를 최적의 접안위치로 간주한다. 그 다음으로, 2단계에서는 터미널 운영 시작 이후 변동이 발생할 때 실행되는 것으로, 초기 선석 계획이 존재하는 상태에서 계획을 재수립한다. 계획 재수립 비용을 최소화하기 위하여 초기 선석 계획 대비 선박의 작업 일정 및 접안위치의 변동을 최소화 하는 것을 목적으로 한다. 최종적으로 선석 계획의 총 비용은 1단계와 2단계 각각에서 산출된 비용의 총합으로 고려하며, 이 비용이 최소화되는 선석 계획을 생산성과 강건성을 모두 충족하는 효율적인 선석 계획으로 간주한다.

### 3.1 1단계 : 초기 선석 계획 수립을 위한 완충 시간 기반의 BACAP 모델

#### 1) Notation

##### 입력 데이터

---

$N$	접안하는 전체 선박 대수
$T$	계획 기간의 길이
$L$	선석의 총 길이
$Q$	안벽크레인의 총 개수
$N_i$	선박 $i$ 에 특정 시점에 할당된 안벽크레인의 개수의 집합; $N_i = \{q_i^{\min}, \dots, q_i^{\max}\}$
$q_i^{\min}$	선박 $i$ 에 할당해야 하는 시간당 안벽크레인의 최소 개수
$q_i^{\max}$	선박 $i$ 에 할당 가능한 시간당 안벽크레인의 최대 개수
$ETA_i$	선박 $i$ 의 예상도착시간
$ETD_i$	선박 $i$ 의 희망출항시간
$l_i$	선박 $i$ 의 길이
$a_i$	선박 $i$ 에 요구되는 안벽크레인의 총 개수; 선박의 처리물량을 안벽크레인 1개의 생산성을 나누어 올림한 값으로 계산된다.
$\theta_i$	선박 $i$ 의 완충 시간
$gap^x$	작업 시 최소한으로 요구되는 선박 간의 시간적 간격
$gap^y$	작업 시 최소한으로 요구되는 선박 간의 물리적 간격
$C_{1i}$	선박 $i$ 의 접안지연에 따른 페널티 비용
$C_{2i}$	선박 $i$ 의 출항지연에 따른 페널티 비용
$M$	충분히 큰 양의 실수

##### 결정 변수

---

$b_i$	선박 $i$ 의 접안시간
$d_i$	선박 $i$ 의 출항시간
$x_i$	선박 $i$ 의 접안위치; 선박의 하단부가 위치하는 선석 위치를 기준으로 한다.

$z_{ij}^x$	선박 $i$ 의 출항시간이 선박 $j$ 의 접안시간보다 이르면 1, 그렇지 않으면 0
$z_{ij}^y$	선박 $i$ 의 접안위치 상단이 선박 $j$ 의 접안위치 하단보다 아래이면 1, 그렇지 않으면 0
$q_{itn_i}$	선박 $i$ 에 시점 $t$ 때에 할당된 안벽크레인의 개수가 $n_i$ 와 같으면 1, 아니면 0

## 2) Mathematical model

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N [C_{1i}(b_i - ETA_i) + C_{2i}(d_i - ETD_i)^+] \quad (1)$$

Subject to

$$b_i \geq ETA_i, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (2)$$

$$x_i \leq L - l_i, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$b_j \geq d_i + \theta_i + gap^x + M(z_{ij}^x - 1), \text{ for } i, j = 1, \dots, N, i \neq j \quad (4)$$

$$x_j \geq x_i + l_i + gap^y + M(z_{ij}^y - 1), \text{ for } i, j = 1, \dots, N, i \neq j \quad (5)$$

$$z_{ij}^x + z_{ji}^x + z_{ij}^y + z_{ji}^y \geq 1, \text{ for } i, j = 1, \dots, N, i \neq j \quad (6)$$

$$\sum_{n_i \in N_i} q_{itn_i} \leq 1, \text{ for } i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T \quad (7)$$

$$b_i \leq t \times q_{itn_i}, \text{ for } i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T, n_i \in N_i \quad (8)$$

$$d_i \geq t \times q_{itn_i} + 1, \text{ for } i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T-1, n_i \in N_i \quad (9)$$

$$d_i - b_i = \sum_{t=1}^T \sum_{n_i \in N_i} q_{itn_i}, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (10)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{n_i \in N_i} n_i \times q_{itn_i} \geq a_i, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{n_i \in N_i} n_i \times q_{itn_i} \leq Q, \text{ for } t = 1, \dots, T \quad (12)$$

$$b_i \geq 0, d_i \geq 0, x_i \geq 0 \quad (13)$$

$$z_{ij}^x, z_{ij}^y, q_{n_i} \in \{0, 1\} \quad (14)$$

목적식 (1)의  $(d_i - ETD_i)^+$ 는 선박  $i$ 의 희망출항시간 보다 작은 출항시간은 0으로 취급하는 것을 의미하며, 모든 선박의 접안지연과 출항지연을 최소화하는 것을 의미한다. 제약식 (2)는 접안시간에 대하여 예정 도착시간 이후에 성립됨을 의미하며, 제약식 (3)은 접안위치에 대하여 선석의 총 길이 이내에서 성립됨을 의미한다. 제약식 (4)는 선박의 시간상, 제약식 (5)는 선박의 공간상의 충돌이 없게 하는 제약조건이며 제약

식 (6)으로 인해 성립된다. 특히 제약식 (4)는 각 선박별 완충 시간을 반영한다. 제약식 (7)은 모든 시점에 안벽크레인이 선박  $i$ 에 할당되도록 하며, 제약식 (8)-(10)은 선박의 하역작업 시간 동안 안벽크레인 할당을 보장한다. 제약식 (11)은 선박  $i$ 에 요구되는 안벽크레인의 개수를 만족하게 하며, 제약식 (12)는 모든 시점에 안벽크레인의 총 개수를 초과하지 않게 한다. 마지막으로, 제약식 (13)-(14)는 각각 결정 변수를 비음 실수 유형과 이진 유형으로 정의한다.

### 3.2 2단계 : 변동 발생 시 선석 계획 재수립 모델

#### 1) Notation

입력 데이터

---

$b_i^1$	1단계에서 도출된 선박 $i$ 의 접안시간
$d_i^1$	1단계에서 도출된 선박 $i$ 의 출항시간
$x_i^1$	1단계에서 도출된 선박 $i$ 의 접안위치, 즉 사전 결정된 선박 $i$ 의 최적의 접안위치
$\delta_i$	선박 $i$ 의 지연시간
$C_{3i}$	선박 $i$ 의 최적의 접안위치를 벗어남에 따른 페널티 비용
$C_{1i}^+, C_{1i}^-$	선석 계획 재수립에 따른 추가적인 $C_{1i}$ 의 증가, 감소 비용; $C_{1i}^+ > C_{1i} > -C_{1i}^-$
$C_{2i}^+, C_{2i}^-$	선석 계획 재수립에 따른 추가적인 $C_{2i}$ 의 증가, 감소 비용; $C_{2i}^+ > C_{2i} > -C_{2i}^-$

결정 변수

---

$r_{1i}^+, r_{1i}^-$	선석 계획 재수립에 따른 선박 $i$ 의 도착지연의 증가, 감소 변동
$r_{2i}^+, r_{2i}^-$	선석 계획 재수립에 따른 선박 $i$ 의 출항지연의 증가, 감소 변동

#### 2) Mathematical model

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N [C_{1i}^+ r_{1i}^+(s) + C_{1i}^- r_{1i}^-(s) + C_{2i}^+ r_{2i}^+(s) + C_{2i}^- r_{2i}^-(s) + C_{3i} |x_i - x_i^1|] \quad (15)$$

Subject to

(3), (5)-(14)

$$b_i \geq ETA_i + \delta_i, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (16)$$

$$b_j \geq d_i + gap^x + M(z_{ij}^x - 1), \text{ for } i, j = 1, \dots, N, i \neq j \quad (17)$$

$$b_i - ETA_i - \delta_i = b_i^1 - ETA_i + r_{1i}^+ - r_{1i}^-, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (18)$$

$$(d_i - ETD_i)^+ = (d_i^1 - ETD_i)^+ + r_{2i}^+ - r_{2i}^-, \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (19)$$

$$r_{1i}^+ \geq 0, r_{1i}^- \geq 0, r_{2i}^+ \geq 0, r_{2i}^- \geq 0 \quad (20)$$

목적식 (15)는 초기 선석 계획 대비 재수립 비용을 최소화하는 것으로, 구체적으로 접안지연과 출항지연, 그리고 최적의 접안위치로부터의 이탈을 기준으로 산출한다. 1단계 모델의 제약식 (3)과 제약식 (5)-(14)는 2단계 모델에서 유효하다. 1단계 모델의 제약식 (2)와 제약식 (4)는 각각 제약식 (16)과 제약식 (17)로 대체된다. 제약식 (16)은 선박  $i$ 의 도착시간이 지연된 것을 반영한 시간 이후에 접안이 가능함을 의미하고, 제약식 (17)은 재수립 비용을 계산하기 위해 1단계에서 반영한 완충 시간을 제거한다. 제약식 (18)-(19)는 1단계 초기 선석 계획에서의 접안지연과 출항지연 대비 증가하거나 감소한 크기를 계산한다. 마지막으로 제약식 (20)은 결정 변수를 비음 실수 유형으로 정의한다.

#### 4. 기계학습 기반의 완충 시간

본 장에서는 적절한 길이의 완충 시간을 도입하기 위해 선박의 도착시간 지연에 대한 과거 데이터를 분포로 추정하여 기댓값(expectation)을 구하는 기계학습 방법론을 제시한다. 완충 시간은 선박 사이에 여유작업시간을 확보함으로써 불확실성에 대비하고 선석 계획을 강건하게 한다. 강건한 선석 계획은 선박에 할당되는 완충 시간 동안 다른 선박의 접안과 작업이 제한되기 때문에 선석 계획의 효율성이 떨어진다. 따라서 적절한 길이의 완충 시간을 결정하는 것이 완충 시간을 도입하는 강건한 선석 계획의 핵심이라고 할 수 있다.

선박의 도착시간 지연에 영향을 미치는 요인으로는 악천후, 이전 항구의 혼잡도, 초기 지연으로 인한 연쇄효과, 수로의 접근성, 터미널 운영 장비 고장 등이 있다. 이러한 이유로 인하여 선박들은 제각기 다른 지연 경향을 띤다. 본 연구에서는 선박의 지연 경향을 반영하기 위해 선박의 도착시간 지연 데이터를 전항지에 따라 분류한다. 전항지로 분류하여 전항지에서의 작업시간과 각 기항지 간의 운항항로에서 발생하는 기후 및 해양 상황 등의 불확실성에 따른 지연 경향을 간접적으로 고려한다.

본 연구는 각 전항지별로 지연시간의 분포를 기계학습을 이용하여 추정하고 분포의 기댓값과 신뢰 구간에 기반하여 제약식 (4)의 완충 시간을 결정한다. 입력 데이터인 전항지별 도착시간의 지연은 선박의 도착 예정시간과 실제 도착시간의 차이를 전항지별로 분류한 것으로 정의한다. 전항지별 데이터를 기반으로 각 전항지의 지연시간 분포를 기댓값 최대화 알고리즘(expectation-maximization algorithm; EM 알고리즘)을 이용하여 가우시안혼합모델(gaussian mixture model; GMM)로 추정한다. GMM을 추정한 후 선석 계획에 적절한 완충 시간을 적용하기 위해 부트스트랩으로 GMM의 기댓값과 신뢰 구간을 추정한다. 추정된 기댓값과 신뢰 구간을 토대로 각 전항지를 가진 선박에 완충 시간을 적용한다. 이를 통해 선박마다 다른 완충 시간이 적용되어 보다 효율적인 강건한 선석 계획을 수립하게 된다.

##### 4.1 완충 시간의 기댓값 추정

GMM 기반의 선박 지연시간 추정을 위해 statistical model을 제안한다. (21)은 선석 계획에 고려될 지연 시간 추정을 위한 statistical model로써  $x$ 는 지연시간으로써 선박의 실제 도착시간과 도착예정시간과의 차이를 의미한다.  $y_n$ 은 선박이 출발한 기항지를 의미한다.

$$E[X|Y] = \sum_{n=1}^N E[X|Y=y_n] \quad (21)$$

$$E[X|Y=y_n] = \int x f(x|y_n) dx \quad (22)$$

$$f(x|y_n) \sim \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(x|\mu_k, \Sigma_k), \text{ where } \sum_{k=1}^K \pi_k = 1 \quad (23)$$

(21)은 선석 계획에 고려될 선박의 지연시간의 기댓값을 추정하는 식으로써, 개별 출발지의 지연시간의 기댓값을 계산하여 전체 지연시간을 추정한다. 이때 개별 출발지의 지연시간의 기댓값은 (22)와 같다. 각  $x$  와 지연시간이 발생할 확률을 이용해 추정된다. 지연시간의 발생 확률은 일반적으로 다양한 잠재변수로 인해 혼합모형으로 구성되며, 이를 추정하기 위해 EM 알고리즘 기반의 GMM 추정방법을 통해 (23)를 추정한다. (23)의  $\pi_k$ 는 각 추정된 정규분포에 속할 확률을 의미하며, 각 정규분포는  $\mu_k, \Sigma_k$ 를 모수로 가진다.

## 4.2 EM 알고리즘

EM 알고리즘은 잠재변수(latent variable)가 존재하는 비지도학습의 방법론 중의 최대가능우도(maximum likelihood)를 추정하기 위한 대표적인 알고리즘이며, GMM의 모수추정을 위해 널리 사용되고 있다. 선박의 지연시간을 추정하기 위한 EM 알고리즘의 절차는 다음과 같다.

- 1) 선박의 출발지 기준으로 데이터를 분리한다.
- 2) 분리된 데이터로부터 각 선박에 대한 지연시간을 계산한다.
- 3) 각 전항지별  $x$ 와 임의의  $\mu_k, \Sigma_k$ 를 설정한다.
- 4) 설정된 모수를 기준으로 잠재변수의 사후분포를 추정한다. (E-Step)
- 5) 추정된 잠재변수를 고정 시킨 뒤 MLE를 이용하여 새로운 모수를 추정한다. (M-Step)
- 6) 모든 전항지별 수렴조건이 만족 할 때까지 4번 과정(E-step)과 5번 과정(M-step)을 반복수행하여 개별 지연시간의 GMM을 추정한다.

GMM 모델의 군집의 수를 결정하는 문제도 중요한 문제 중 하나이다. 일반적으로 GMM모델에서 혼합 모형의 군집의 수를 결정하기 위한 criterion으로써 Akaike's information criterion (AIC), Schwarz's Bayesian inference (BIC), mutual information (MI) 등이 있으며, BIC가 많은 연구에서 활용되었다. 본 연구에서도 선박의 GMM모형의 군집의 수를 결정하기 위해 BIC를 이용하였다. 군집의 수를 결정하기 위한 절차는 다음과 같다.

- 1) 초기  $k$ (군집의 개수) 값과  $\alpha$ (stopping point)를 설정한다.
- 2) 설정된  $k$ 값에 대한 EM 과정을 수행한다.
- 3) 도출된 GMM 모델의 BIC값을 계산한다.
- 4-1) BIC의 변동성이  $\alpha$ 보다 크거나 같은 경우 현재의  $k$ 를  $k+1$ 로 업데이트하여 2번 과정으로 넘어간다.
- 4-2) BIC의 변동성이  $\alpha$ 보다 작은 경우 현재의  $k$ 를 최적의 군집 개수로 결정한다.

## 4.3 Importance sampling

추정된 GMM로부터 선박 지연시간의 expectation을 추정하기 위해 importance sampling method을 이

용한다. (24)는 샘플데이터가 선박 지연시간의  $p(x)$ 로부터 추출되었다고 가정하자.  $p(x)$ 는 GMM이므로 정확한 샘플추출이 어렵다. 이러한 이유로 균등분포를 따르는  $q(x)$ 로부터 샘플을 추출한 다음 importance weight를 곱하여 expectation을 추정하며 이때, (25)과 (26)의 등식이 유지됨을 알 수 있다. 최종적으로 우리는 (26)과 같이 선박 지연시간의 expectation에 대한 근사 값을 추정한다.

$$E_{x \sim p}[X|Y] = \sum_{n=1}^N \int p(x)f(x|y_n)dx \quad (24)$$

$$E_{x \sim p}[X|Y] = \sum_{n=1}^N \int \frac{p(x)}{q(x)}q(x)f(x|y_n)dx, \text{ where } q(x) \sim \text{uniform} \quad (25)$$

$$E_{x \sim p}[X|Y] = \sum_{n=1}^N E\left[\frac{p(x)}{q(x)}X|Y=y_n\right] \approx \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^M f(x_i|y_n) \frac{p(x_i)}{q(x_i)} \quad (26)$$

### 5. Rolling-horizon 기법

수학적 모델은 일정 주기를 단위로 계획이 이루어지며, 계획을 수립하는 시점에서 시간이 멀어질수록 변동성이 커진다는 단점이 있다. 또한, 실제 문제를 대상으로 선석 및 안벽크레인 재할당 모델을 상업용 솔버(CPLEX, Gurobi, Lingo 등)로 풀이하기에는 매우 높은 계산량이 요구된다. 따라서 본 연구에서는 선석 계획 시 발생하는 동적(dynamic)인 환경을 반영하고, 합리적인 계산시간 내에 계획을 도출하기 위해 Rolling-horizon 기법을 적용하여 1단계와 2단계의 모델을 상업용 솔버로 풀이한다.

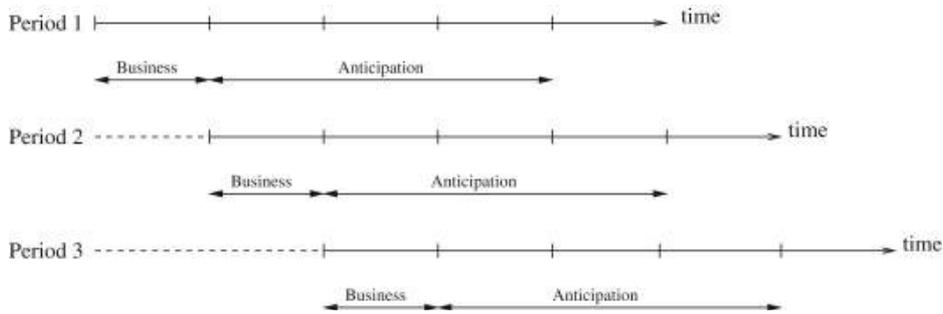


Figure 3. Conceptual diagram of the rolling-horizon approach

Rolling-horizon 기법은 동적 일정 재수립 방법(dynamic rescheduling-based approach)의 한 종류이며, 주기적으로 일정 기간에 대한 계획을 재수립하는 방법이다(Larsen and Pranzo, 2019). Figure 3과 같이 일정 기간에 대해 계획을 하고 단위 시간 혹은 조건이 변동됨에 따라 이전 계획의 결과를 반영하고 다음 일정 기간을 계획하는 것을 반복하여 변동성이 큰 상황에 유연하게 대처할 수 있는 방법이며, 선석 계획 연구에서도 활용되고 있다(Xiao and Hu, 2014; Liu et al., 2020; Kim et al., 2021).

본 연구에서는 Rolling-horizon 기법을 적용하기 위해 모델을 작동하여 선석 계획을 수립할 선박의 개수 ( $k$ )와 계획을 유지할 선박의 개수( $\lambda$ )를 정의한다. 예를 들어,  $k=3, \lambda=2$ 이라면 Figure 4와 같이 선박의 도착 시간을 기준으로 가장 먼저 도착하는 3개의 선박에 대한 선석 계획을 수립한다. 이후, 도착 시간이 빠른 2개의 선박의 계획은 유지하고, 다음으로 먼저 도착하는 3개의 선박에 대한 선석 계획을 수립한다.

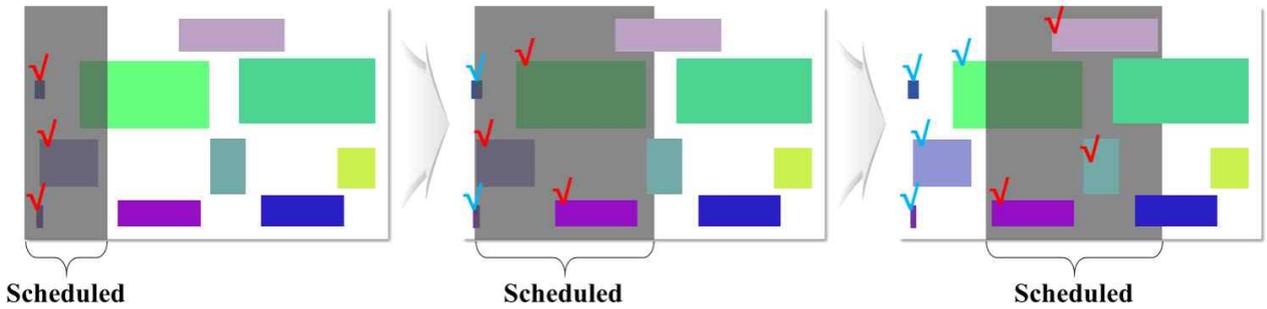


Figure 4. Rolling-horizon in berth planning

## 6. 수치 실험

### 6.1 실험 환경

본 연구에서 제안한 GMM 기반 완충 시간을 도입하여 얻은 효과를 평가하기 위하여 수치 실험을 수행하였다. 수치 실험에서는 본 연구의 모델이 실제 터미널 환경에 적용될 때 효과를 분석하기 위하여 완충 시간을 도입하지 않은 경우와 완충 시간을 정규분포로 반영한 경우와 비교하였다. 실험 환경은 부산항 북항 신선대부두의 실제 환경에 따라 선석의 길이 1,200m, 안벽크레인 총 개수 12개로 설정하였다. 또한 선박 데이터는 신선대부두의 실제 선석 계획에서 접안했던 선박들에 대하여 도착 예정 시각, 출항 희망 시각, 선박 길이, 컨테이너 물량, 최소/최대로 할당 가능한 안벽크레인 개수, 실제 접안 및 출항 시각 데이터가 사용되었다.

각 단계별로 사용되는 파라미터들의 입력 값은 다음과 같다.  $C_{1i}$ 는 단위 시간 당 250\$,  $C_{2i}$ 는 단위 시간 당 500\$,  $C_{3i}$ 는 단위 길이 당 100\$이다(Park and Kim, 2005).  $C_{1i}^+, C_{1i}^-$ 는 각각  $C_{1i}$ 의 1.2배와 -0.8배,  $C_{2i}^+, C_{2i}^-$ 는 각각  $C_{2i}$ 의 1.2배와 -0.8배이다(Liu et al., 2020). Rolling-horizon 방법에서 사용되는 파라미터의 입력 값으로  $k = 10$ ,  $\lambda = 3$ 으로 설정하였다.

실험은 Intel Core i7-7700HQ 2.80GHz, 16.0GB RAM, Window 10 운영체제 환경에서 진행되었다. 또한 선형정수계획문제를 풀기 위하여 Gurobi 9.1 상업용 솔버를 사용하였다.

### 6.2 실험 데이터

본 연구에서는 2019년에 부산항 북항 신선대부두에 정박한 선박의 도착시간 데이터를 이용하였다. 총 3,123척의 선박이 82개의 전항지에서 신선대부두로 왔고 1,590척이 지연되었다. 전항지별로 데이터를 확인하였을 때 모든 전항지에서 지연이 발생하였다. 데이터 전처리 과정에서 전항지별로 지연이 발생한 횟수가 95%를 벗어나는 데이터는 이상치로 제거하였고, 표본 데이터의 개수가 30회 이상인 전항지만 사용하였다. Figure 5는 전처리 과정을 통해 선별된 31개의 전항지별 데이터를 보여준다. 울산항과 광양항에서 출발하는 선박의 개수가 많고 지연된 선박의 비율도 40%를 상회한다. 전반적으로 하역시설이 부족하고 하역 장비가 낙후됨에 따른 높은 체선율이 원인으로 판단된다.

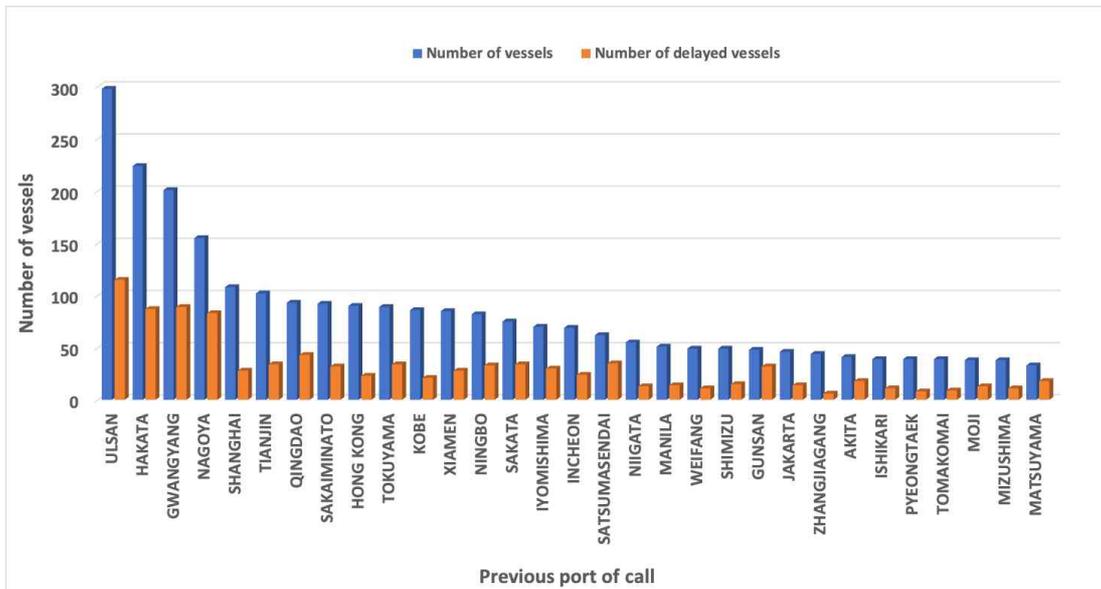


Figure 5. Preprocessed data for each previous port of call

### 6.3 실험 결과

#### 1) GMM

Figure 6은 전항지 군산의 도착 지연에 대한 히스토그램과 GMM을 나타낸다. 선박의 도착 지연에 대하여 피크가 여러 곳에서 발생하는 경향을 보이는 것을 알 수 있으며, 지연의 분포는 통계 모집단이 둘 이상의 하위 모집단을 포함하는 혼합 모형으로 나타내는 것이 합리적임을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 이를 효과적으로 나타내기 위해 GMM으로 표현하였으며, Table 1에서 확인할 수 있듯이 전항지별 특성에 따라 3~4개 가우시안 분포의 혼합으로 표현됨을 알 수 있다. 본 연구에서 다루는 31개의 전항지별로 추정된 GMM의 파라미터는 Table 1에서 확인할 수 있다.

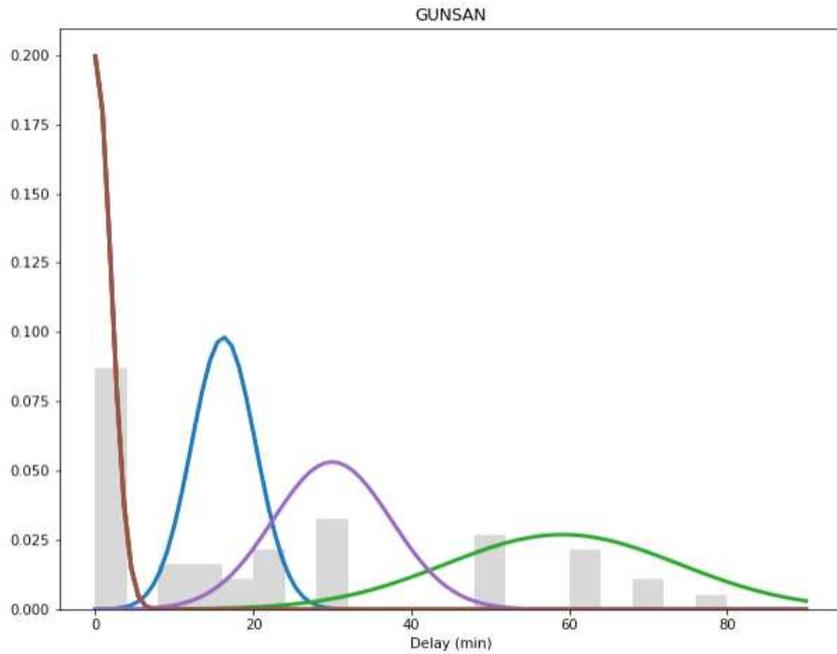


Figure 6. GMM of arrival delay at previous port of call(GUNSAN)

Table 2. Estimated GMM parameters for each previous port of call

Number	Port of Call	k	pi	mu	sigma
1	ULSAN	1	0.175138	0.611418	0.016968
		2	0.646607	0	0.000001
		3	0.178254	0.238452	0.006848
2	HAKATA	1	0.650536	0.00138	0.00018
		2	0.091504	0.767651	0.008726
		3	0.198308	0.323617	0.017897
		4	0.059652	1.069911	0.006956
3	GWANGYANG	1	0.602032	0.002231	0.00019
		2	0.136236	0.71687	0.005784
		3	0.219783	0.367212	0.018157
		4	0.04195	1.176268	0.011491
4	NAGOYA	1	0.615457	0.033548	0.0045
		2	0.085532	0.899934	0.028554
		3	0.166398	0.551467	0.010551
		4	0.132613	0.333123	0.000297
5	SHANGHAI	1	0.776695	0	0.000001
		2	0.0485	0.666667	0.000001
		3	0.174805	0.375064	0.011789
6	TIANJIN	1	0.11175	0.43238	0.006553
		2	0.701031	0	0.000001
		3	0.11506	0.826988	0.018546
		4	0.072159	0.166667	0.000001
7	QINGDAO	1	0.636364	0.017857	0.002658
		2	0.10221	0.5	0.000001
		3	0.159154	0.714201	0.006677
		4	0.102273	0.333333	0.000001
8	SAKAIMINATO	1	0.689653	0	0.000001
		2	0.112206	0.299414	0.007957
		3	0.114539	0.166667	0.000001
		4	0.083602	0.515532	0.004368
9	HONG KONG	1	0.082337	0.5	0.000001
		2	0.788229	0	0.000001
		3	0.047038	0.64586	0.001302
		4	0.082397	0.262014	0.006844
10	TOKUYAMA	1	0.670581	0.002923	0.000236
		2	0.177041	0.478368	0.004245
		3	0.094118	0.166667	0.000001
		4	0.05826	0.666651	0.000002
11	KOBE	1	0.060961	0.5	0.000001
		2	0.79268	0	0.000001
		3	0.109774	0.268542	0.005839
		4	0.036585	0.666667	0.000001
12	XIAMEN	1	0.752995	0.01091	0.0017

		2	0.130274	0.576047	0.008221
		3	0.042691	0.821363	0.000856
		4	0.074041	0.333333	0.000001
13	NINGBO	1	0.628154	0	0.000001
		2	0.066791	1.004524	0.050078
		3	0.191844	0.527625	0.01404
		4	0.113212	0.183621	0.004281
14	SAKATA	1	0.252004	0.212704	0.008195
		2	0.114266	0.557912	0.007994
		3	0.577227	0	0.000001
		4	0.056503	0.914313	0.007644
15	IYOMISHIMA	1	0.227611	0.478258	0.0108
		2	0.606061	0	0.000001
		3	0.060292	0.937955	0.004774
		4	0.106036	0.166667	0.000001
16	INCHEON	1	0.742424	0.013605	0.002083
		2	0.061463	0.871866	0.005793
		3	0.090905	0.333333	0.000001
		4	0.105208	0.570777	0.004833
17	SATSUMASENDAI	1	0.55995	0.028094	0.003724
		2	0.156815	1.153578	0.022594
		3	0.169776	0.664208	0.024146
		4	0.113459	0.323018	0.000754
18	NIIGATA	1	0.807692	0	0.000001
		2	0.057692	0.5	0.000001
		3	0.057692	0.666667	0.000001
		4	0.076923	0.1875	0.001303
19	MANILA	1	0.770833	0	0.000001
		2	0.090414	0.383751	0.006133
		3	0.020833	0.833333	0.000001
		4	0.11792	0.191617	0.001485
20	WEIFANG	1	0.829787	0.004274	0.000695
		2	0.085106	0.5	0.000001
		3	0.06383	0.333333	0.000001
		4	0.021277	0.666667	0.000001
21	SHIMIZU	1	0.723486	0.000009	0.000002
		2	0.064748	0.552221	0.00685
		3	0.084149	0.249349	0.010465
		4	0.127617	0.166667	0.000001
22	GUNSAN	1	0.383001	0.350899	0.014635
		2	0.065313	1.218107	0.007273
		3	0.356165	0.004227	0.000688
		4	0.195521	0.908639	0.007305
23	JAKARTA	1	0.727272	0	0.000001
		2	0.0809	0.460981	0.001993

		3	0.123647	0.295769	0.005774
		4	0.068181	0.694444	0.001544
24	ZHANGJIAGANG	1	0.904761	0	0.000001
		2	0.02381	0.583333	0.000001
		3	0.07143	0.249996	0.004632
25	AKITA	1	0.589743	0	0.000001
		2	0.209185	0.721405	0.017155
		3	0.102209	0.271007	0.004888
		4	0.098863	0.527625	0.001681
26	ISHIKARI	1	0.756754	0	0.000001
		2	0.140966	0.507481	0.008196
		3	0.027027	1.166667	0.000001
		4	0.075252	0.246534	0.005108
27	PYEONGTAEK	1	0.864865	0.002604	0.000211
		2	0.054054	0.333333	0.000001
		3	0.027027	0.166667	0.000001
		4	0.054054	0.5	0.000001
28	TOMAKOMAI	1	0.810811	0	0.000001
		2	0.108109	0.604165	0.004776
		3	0.054053	0.333333	0.000001
		4	0.027027	0.166667	0.000001
29	MOJI	1	0.694355	5.56E-308	0.000001
		2	0.055474	5.00E-01	0.000001
		3	0.055556	9.17E-01	0.006945
		4	0.194616	2.62E-01	0.008836
30	MIZUSHIMA	1	0.055556	0.333333	0.000001
		2	0.805556	0.011494	0.001785
		3	0.055556	0.666667	0.000001
		4	0.083333	0.5	0.000001
31	MATSUYAMA	1	0.612904	0.035088	0.004618
		2	0.064157	0.458066	0.001741
		3	0.161667	0.76604	0.00682
		4	0.161272	0.333333	0.000001

## 2) GMM 기반의 완충 시간

앞서 추정된 GMM을 토대로 각 선박의 전항지별 완충 시간( $\theta_i$ )을 도출하기 위해 importance sampling을 수행하였고, 샘플링은 3,000회를 하였다. 샘플링의 기댓값은 Table 2에서 확인할 수 있다.

Table 3. Buffer time( $\theta_i$ ) for each previous port of call

Number	Port of Call	$\theta_i$
1	ULSAN	1.76411
2	HAKATA	2.62702
3	GWANGYANG	2.83027
4	NAGOYA	2.53853
5	SHANGHAI	1.51342
6	TIANJIN	1.54645
7	QINGDAO	2.52417
8	SAKAIMINATO	1.08152
9	HONG KONG	0.81191
10	TOKUYAMA	0.84125
11	KOBE	1.19988
12	XIAMEN	1.64175
13	NINGBO	1.94486
14	SAKATA	1.4286
15	IYOMISHIMA	1.65076
16	INCHEON	2.1445
17	SATSUMASENDAI	1.72325
18	NIIGATA	0.05712
19	MANILA	1.06052
20	WEIFANG	0.01754
21	SHIMIZU	1.45242
22	GUNSAN	3.14353
23	JAKARTA	2.28178
24	ZHANGJIAGANG	0.53634
25	AKITA	1.50451
26	ISHIKARI	1.74959
27	PYEONGTAEK	0.10139
28	TOMAKOMAI	0.45229
29	MOJI	1.56952
30	MIZUSHIMA	1.00023
31	MATSUYAMA	2.53675

### 3) 성능 검증을 위한 비교 분석

본 절에서는 제안하는 방법론(strategy 3)이 실제 터미널 환경에 적용될 때 효과를 분석하기 위하여 완충 시간을 도입하지 않은 경우(strategy 1)와 완충 시간을 정규분포로 반영한 경우(strategy 2)와 비교하였다. 30개의 실제 데이터에 대해 전략 1, 2, 3을 비교하였고, 1단계와 2단계의 비용에 대한 결과는 Table 3에서 확인할 수 있다.

본 연구에서 제안한 방법론이 다른 전략에 비하여 효과적으로 비용을 절감하는 것을 확인할 수 있다. 전

략 2와 3의 경우 전략 1에 비하여 완충 시간 적용에 따른 1단계의 비용이 크게 발생하지만, 실제 지연이 발생한 상황에서 2단계의 비용이 적게 발생하기 때문에 총 비용이 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 또한, 전략 2는 전략 3에 비해 효율적인 완충 시간을 적용하지 않아 전략 1보다 큰 비용이 발생하는 경우도 있다. 따라서 GMM 기반의 완충 시간은 정규분포 기반의 완충 시간보다 더 효과적이다.

Table 4. Experimental results of 3 strategies

instance	strategy 1			strategy 2			strategy 3			Improvement	
	1단계	2단계	총 비용( $z_1$ )	1단계	2단계	총 비용( $z_2$ )	1단계	2단계	총 비용( $z_3$ )	$(z_1 - z_3)/z_1$	$(z_2 - z_3)/z_2$
1	9750	13900	23650	11250	9400	20650	12250	7900	20150	14.80%	2.42%
2	13000	11700	24700	14250	9900	24150	16500	6900	23400	5.26%	3.11%
3	11250	16100	27350	12500	14800	27300	13750	13500	27250	0.37%	0.18%
4	5750	7300	13050	6250	6900	13150	6250	6500	12750	2.30%	3.04%
5	8500	13000	21500	8500	13000	21500	9750	10900	20650	3.95%	3.95%
6	2750	5800	8550	2750	5500	8250	2750	5500	8250	3.51%	0.00%
7	9000	8400	17400	9500	7500	17000	10500	6400	16900	2.87%	0.59%
8	9750	11700	21450	11250	9300	20550	11250	8300	19550	8.86%	4.87%
9	9750	11100	20850	9750	9700	19450	10000	9300	19300	7.43%	0.77%
10	15500	11400	26900	16750	10500	27250	19000	7500	26500	1.49%	2.75%
11	13000	11400	24400	13000	11400	24400	16500	7500	24000	1.64%	1.64%
12	6250	18400	24650	7000	17600	24600	7750	16700	24450	0.81%	0.61%
13	9750	11100	20850	10250	9300	19550	11500	8000	19500	6.47%	0.26%
14	12250	16900	29150	13500	15500	29000	15250	13700	28950	0.69%	0.17%
15	12250	17500	29750	13500	16100	29600	15250	14300	29550	0.67%	0.17%
16	13000	11400	24400	16750	8700	25450	16500	7500	24000	1.64%	5.70%
17	9250	10200	19450	10000	9400	19400	10500	8900	19400	0.26%	0.00%
18	7750	10200	17950	10000	9600	19600	8250	9100	17350	3.34%	11.48%
19	7750	18200	25950	8250	15900	24150	9250	14500	23750	8.48%	1.66%
20	14000	15500	29500	14750	14000	28750	15750	13000	28750	2.54%	0.00%
21	3000	4200	7200	3750	3900	7650	1500	2600	4100	43.06%	46.41%
22	5000	3300	8300	6000	2400	8400	5750	2400	8150	1.81%	2.98%
23	14750	9600	24350	14750	7900	22650	13250	8000	21250	12.73%	6.18%
24	4250	15500	19750	3000	14100	17100	3250	10600	13850	29.87%	19.01%
25	22250	18400	40650	23250	16400	39650	26500	13000	39500	2.83%	0.38%
26	13000	14100	27100	13000	14100	27100	13000	13800	26800	1.11%	1.11%
27	750	4500	5250	1250	2700	3950	1250	2700	3950	24.76%	0.00%
28	4250	14200	18450	6000	12000	18000	6750	11200	17950	2.71%	0.28%
29	10750	11700	22450	11750	11200	22950	12250	8500	20750	7.57%	9.59%
30	6000	4900	10900	6500	4200	10700	6500	4200	10700	1.83%	0.00%

## 7. 결론

다양한 불확실한 요인들에 의해 선박이 예상시간 보다 늦게 도착하는 경우 초기 선석 계획을 더 이상 적용할 수 없게 되고 이는 물류 프로세스의 지연을 야기하여 국가적으로 큰 경제적 손실을 초래한다. 이를 막기 위하여 우리는 초기 계획에서 변동 사항이 발생했을 때 발생하게 되는 비용을 최소화하는 완충 시간 기반의 전략을 제시하였다. 혼합정수계획법으로 수학적 모델을 수립하였고, 기계학습을 기반으로 하여 선박별 최적의 완충 시간을 도출하여 적용하였으며, 최종 모델을 효율적으로 해결하기 위해 Rolling-horizon 방법을 제안하였다. 제안한 방법론을 검증하기 위해 부산 컨테이너 터미널의 데이터를 바탕으로 수치 실험을 수행하였다. 완충 시간이 없는 경우와 완충 시간을 정규분포로 반영한 경우, 그리고 기계학습으로 도출한 데이터 기반의 완충 시간을 적용한 경우의 결과를 비교하였을 때, 본 연구에서 제안한 방법이 비용 측면에서 가장 효과적임을 확인하였다.

본 연구에서 사용한 데이터는 터미널에 입항한 선박별 전항지, 선사, 항로, 예상 도착시간, 실제 도착시간, 선적 컨테이너 개수, 양하 컨테이너 개수, 선박별 할당 가능한 최대/최소 안벽크레인 개수 정보를 가지고 있다. 선박의 지연시간을 예측하기 위해 선박별 전항지만을 고려하였는데, 이는 데이터 양의 한계로 인해 여러 변수를 고려하여 분류를 세분화하면 각 분류별 표본의 개수가 현저히 줄었기 때문이다. 향후에는 이러한 한계를 보완하기 위해 더욱 많은 양의 데이터를 확보하고, 선박의 지연에 영향을 미치는 요인들(기상, 해양환경 등)을 더욱 세분화하여 선박의 도착시간을 예측한다면 초기 계획에 대한 변동의 크기를 더욱 정확하게 예측하여 보다 효율적이며 강건한 선석 계획을 수립할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 항만에서 수집되는 다양한 데이터를 바탕으로 항만 및 해상, 육상의 상황을 예측하고, 예측된 결과를 통해 야드, 게이트 등의 다양한 항만 운영시스템을 종합적으로 고려한다면 물류 관점의 전역 최적화를 실현할 수 있을 것으로 예상된다. 이러한 높은 수준의 예측 및 통합 최적화 기술을 활용한 실용적인 서비스를 통해 항만 산업을 촉진할 수 있을 것으로 기대된다.

## 참고문헌

- Bierwirth, C., Meisel, F.(2010), A survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals, *European Journal of Operational Research*, 202(3), 615-627
- Bierwirth, C., Meisel, F.(2015), A follow-up survey of berth allocation and quay crane scheduling problems in container terminals, *European Journal of Operational Research*, 244(3), 675-689
- Du, Y., Xu, Y., Chen, Q.(2010), A feedback procedure for robust berth allocation with stochastic vessel delays, In *Intelligent control and automation (WCICA)*, 2010 8th World Congress, 2210-2215
- Guan, Y., Cheung, R. K.(2004), The berth allocation problem: models and solution methods, *Or Spectrum*, 26(1), 75-92
- Guan, Y., Xiao, W. Q., Cheung, R. K., Li, C. L.(2002), A multiprocessor task scheduling model for berth allocation: heuristic and worst-case analysis, *Operations Research Letters*, 30(5), 343-350
- Imai, A., Nagaiwa, K. I., Tat, C. W.(1997), Efficient planning of berth allocation for container terminals in Asia, *Journal of Advanced transportation*, 31(1), 75-94
- Imai, A., Nishimura, E., Hattori, M., Papadimitriou, S.(2007). Berth allocation at indented berths for mega-containerships. *European Journal of Operational Research*, 179(2), 579-593
- Imai, A., Nishimura, E., Papadimitriou, S.(2001), The dynamic berth allocation problem for a container port, *Transportation Research Part B: Methodological*, 35(4), 401-417
- Iris, C., Pacino, D., Ropke, S.(2017), Improved formulations and an adaptive large neighborhood search heuristic for the integrated berth allocation and quay crane assignment problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 105, 123-147
- Karafa, J., Golias, M. M., Ivey, S., Saharidis, G. K., Leonardos, N.(2013), The berth allocation problem with stochastic vessel handling times, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 65(1-4), 473-484
- Kim, A., Park, H. J., Park, J. H., Cho, S. W.(2021), Rescheduling Strategy for Berth Planning in Container Terminals: An Empirical Study from Korea, *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(5), 527
- Kim, K. H., Moon, K. C.(2003), Berth scheduling by simulated annealing, *Transportation Research Part B: Methodological*, 37(6), 541-560
- Kim, K. H., Park, Y. M.(2004), A crane scheduling method for port container terminals, *European Journal of operational research*, 156(3), 752-768
- Lai, K. K., Shih, K.(1992), A study of container berth allocation, *Journal of advanced transportation*, 26(1), 45-60
- Larsen, R., Pranzo, M.(2019), A framework for dynamic rescheduling problems, *International Journal of Production Research*, 57(1), 16-33
- Liu, C., Xiang, X., Zheng, L.(2020), A two-stage robust optimization approach for the berth allocation problem under uncertainty, *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 32(2), 425-452
- Lu, Z. Q., Xi, L. F.(2010), A proactive approach for simultaneous berth and quay crane scheduling problem with stochastic arrival and handling time, *European Journal of Operational Research*, 207(3), 1327-1340

- Meisel, F., Bierwirth, C.(2009), Heuristics for the integration of crane productivity in the berth allocation problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 45(1), 196-209
- Moorthy, R., Teo, C. P.(2007), Berth management in container terminal: the template design problem. In *Container Terminals and Cargo Systems*, 63-86
- Park, K. T., Kim, K. H.(2002), Berth scheduling for container terminals by using a sub-gradient optimization technique, *Journal of the operational research society*, 53(9), 1054-1062
- Park, Y. M., Kim, K. H.(2005), A scheduling method for berth and quay cranes, In *Container terminals and automated transport systems*, 159-181
- Shang, X. T., Cao, J. X., Ren, J.(2016), A robust optimization approach to the integrated berth allocation and quay crane assignment problem, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 94, 44-65
- Ting, C. J., Wu, K. C., Chou, H.(2014), Particle swarm optimization algorithm for the berth allocation problem, *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1543-1550
- Ursavas, E., Zhu, S. X.(2016), Optimal policies for the berth allocation problem under stochastic nature, *European Journal of Operational Research*, 255(2), 380-387
- Wang, F., Lim, A.(2007), A stochastic beam search for the berth allocation problem, *Decision support systems*, 42(4), 2186-2196
- Xiao, L., Hu, Z. H.(2014), Berth allocation problem with quay crane assignment for container terminals based on rolling-horizon strategy, *Mathematical Problems in Engineering*.
- Zeng, Q., Yang, Z., Hu, X.(2011), Disruption recovery model for berth and quay crane scheduling in container terminals, *Engineering Optimization*, 43(9), 967-983
- Zhou, P. F., Kang, H. G.(2008), Study on berth and quay-crane allocation under stochastic environments in container terminal, *Systems Engineering-Theory & Practice*, 28(1), 161-169