

컨테이너터미널 입항 선박별 야드 트랙터 소요량 예측에 관한 연구*

조현준** · 신재영***

A Study on the Prediction of Yard Tractors Required by Vessels Arriving at Container Terminal

Cho, Hyun-Jun · Shin, Jae-Young

Abstract

Currently, the shipping and port industries are implementing strategies to improve port processing capabilities through the expansion and efficient operation of port logistics resources to survive fierce competition with rapidly changing trends. The calculation of the port's processing capacity is determined by the loading and unloading equipment installed at the dock, and the port's processing capacity can be improved through various methods, such as additional deployment of logistics resources or efficient operation of resources in use. However, it is difficult to expect an improvement effect in a short period of time because the additional deployment of logistics resources is clearly limited in time is clear. Therefore, it is a feasible way to find an efficient operation method for resources being used to improve processing capacity. Domestic ports are also actively promoting informatization and digitalization with the development of the 4th industrial revolution technology. However, the calculation of the number of Y/T (Yard Tractor) assignments in the current unloading process depends on expert experience, and related previous studies also focus on the allocations of Y/T or Calculation of the total number of Y/T required.

Therefore, this study analyzed the factors affecting the number of Y/T allocations using the loading and unloading information of incoming ships, and based on this, cluster analysis, regression analysis, and deep neural network(DNN) model were used.

Key words: Container terminal, Yard tractor, Clustering, analysis, Deep neural network

▷ 논문접수: 2021. 11. 22. ▷ 심사완료: 2021. 12. 30. ▷ 게재확정: 2021. 12. 31.

* 『이 논문은 해양수산부 및 해양수산과학기술진흥원의 IoT 기반 지능형항만물류기술개발 사업의 일환으로 수행하였음. [2019-20200449, 항만물류자원 공유 플랫폼 기술개발]』

** 한국해양대학교 KMI-KMOU 학연합동과정, 제1저자, jhj6645@kmou.ac.kr

*** 한국해양대학교 물류·환경·도시인프라공학부 교수, 교신저자 shinjy@kmou.ac.kr

I. 서론

최근 친환경 정책 확대, 미국과 중국의 무역분쟁, COVID-19 등으로 인해 글로벌 해운·항만의 산업 경향이 빠르게 변화하고 있다. 세계 주요 항만들은 물동량 증가에 대응하기 위해 항만물류 시설 및 장비의 확충과 효율적 운용방안 마련에 노력하고 있다. 국내의 경우 항만 내 스마트 기술 도입, 항만 배후단지 신설, 효율적인 운영방안 수립 등의 항만 처리능력 향상을 위한 다양한 전략을 추진하고 있다.

항만 처리능력은 물류자원을 확충하거나 보유 자원을 효율적으로 운용하는 등의 방법으로 향상시킬 수 있다. 하지만 물류자원의 추가 배치는 시간과 비용이 많이 소모된다는 어려움이 있다. 따라서 처리능력 향상을 위해서는 우선 활용 중인 자원에 대한 효율적 운용 방법을 찾는 것이 선행되어야 한다. 이와 관련하여 Kim and Choi(2012)는 장비간 원활한 유기적 연계를 통해 하역 효율성을 향상시킬 수 있다고 언급하였다.

항만 내 대부분의 물류자원 운용은 선박 입항에서부터 시작되고 영향을 받는다. 선박 입항 일정에 따라 Y/T(Yard Tractor) 대수 산정, 양적계획 등이 진행되고 해당 계획에 따라 항만 내 자원이 활용된다. 여기서 Y/T 대수 산정은 양적하 작업, 야드 작업 등 터미널 전반의 생산성에 큰 영향을 미치게 된다. Yeun and Choi(2011)는 항만 처리능력에 관계된 주요 요인들 중 이송장비 영역에서는 양적하에 따른 Y/T 대수 적정 배분이 가장 중요도가 높다고 언급한 바 있다.

본 연구에서는 컨테이너터미널의 입항 선박에 따른 필요 Y/T 소요량을 예측하는 모형을 제시하고자 한다. 연구를 위해 실제 컨테이너 터미널 자료를 기초로 모형을 수립한다.

II. 선행연구 고찰

컨테이너터미널 Y/T 관련 선행연구는 크게 필요 대수 산정과 자원 배정 두 가지로 나눌 수 있다.

Chung and Shin(2009, 2011, 2012)은 Q/C의 듀얼 사이클을 고려한 Y/T 풀링 방법을 제시하고 그 효과를 연구하였다. 또한 컨테이너터미널 RTLS(Real Time Location System)를 활용하는 Y/T를 대상으로 Park et al. (2009), Kim and Park(2010) 등은 실시간 배정계획시스템을 제시하였다. Park(2010)은 컨테이너 야드 운용의 효율성을 분석하고 Tobit분석을 이용하여 Y/T를 포함한 다양한 야드 장비가 효율성에 미치는 영향을 분석하였다.

Tang and Zhao(2014), Zhen et al.(2019), Skaf and Lamrous(2019) 등은 Q/C에 배정된 Y/T의 효율적인 스케줄링을 위한 혼합정수계획 모형을 제시하였다. Kim and Ruy(2020)는 컨테이너터미널 해측 생산성 극대화를 위한 Y/T 배치전략을 연구하였다.

Y/T 대수 산정에 관해서는 다음과 같은 선행 연구가 있다. Lia and Lam(1994)은 홍콩의 특정 야드를 대상으로 Y/T의 수에 따른 컨테이너 시간당 처리량, 관련 항만 장비의 활용도, Y/T 대기시간의 관계를 시뮬레이션을 통해 규명하였다. Choi et al.(2004)은 야드 트랙터를 컨테이너터미널의 효율을 결정짓는 요인으로 설정하여 컨테이너터미널에서 야드 트랙터의 요구 수량을 추정하였다. Kim(2007)은 간단한 해석 모형을 통하여 컨테이너터미널에서 Y/T의 최적 대수와 최적 운영을 결정하는 방법을 제시하였다.

컨테이너터미널 Y/T 관련 연구들은 대다수 Y/T 배정문제에 관한 것이며, Y/T 필요 대수 산정에 관한 연구는 적다. 그나마 대수 산정에 관한 연구들도 전체 터미널에 필요한 Y/T 보유량에 관한 것으로 신규 Y/T 도입과 같은 전략적 규모 산정에 필요한 연구들이다. 본 연구에서는 터미널 운영과정

에서 필수적인 입항 선박별 하역작업을 위한 Y/T 투입 대수에 관한 것으로 기존 연구와의 차별성을 가지고 있다.

III. 문제의 설정

3.1 현행 Y/T 배정 프로세스

현행 장비 배정 프로세스는 선박 입항 12시간 전 본선 스케줄이 확정되면 하역정보를 확보하는 것으로 시작된다. 확보된 입항정보를 바탕으로 Q/C 배정이 이루어지게 되며, 하역작업은 갭 단위로 이루어지기 때문에 가장 먼저 갭 단위 계획이 수립된다. 갭 단위 계획 수립 시에 갭의 수와 갭을 구성하는 인원수를 결정한 뒤 Y/T 투입 대수를 산정하게 된다.

투입할 Y/T 대수 결정은 선박별로 이루어지며, 대부분 현장 플래너의 판단에 따라 이루어진다. 플래너는 화물 종류 및 물량, 선박 특성 등을 고려하며, 현장 경험 지식을 바탕으로 계획을 수립하게 된다. 이후 선박이 입항하여 하역준비 완료 후 작업 시작 직전 인력, 작업시간, 유휴 장비 등을 고려하여 상세 장비 배정 계획을 수립한다.

본 연구에서는 부산 신항에 위치한 컨테이너터미널을 실증 대상으로 2018년 1년 동안의 컨테이너 하역 자료로 분석하였다.

3.2 Y/T 대수 결정 요인

Y/T 투입 대수 결정에 가장 직접적인 요인으로 선박의 하역 화물량을 고려할 수 있다. A 터미널의 분석 결과에서도 하역량과 Y/T 대수 간에는 비례 관계가 있음을 확인할 수 있다.

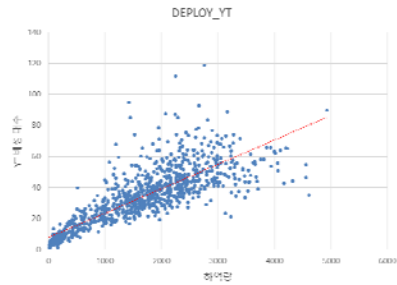


그림 1. 하역량에 따른 Y/T 배정 대수

[그림 1]에서 보듯이 하역량에 따라 Y/T 대수가 증가하지만, 하역량이 커지면 Y/T 대수의 편차도 늘어나고 값들이 아래로 집중되는 경향이 나타난다. 이는 총 하역량 이외에도 Y/T 대수 결정에 영향을 미치는 요소가 더 있는 것으로 판단된다.

Park and Kim(2010)은 크레인의 대수 제약을 고려한 선석계획 수립을 위해 선박의 접안시간, 전장, 작업요구시간 등의 변수를 사용하였다.

그 외 추가적인 영향 요인을 선정하기 위해 대상 컨테이너터미널의 실무 담당자들과 인터뷰를 수행하였다. 인터뷰 결과 11가지 항목이 Y/T 대수 결정의 영향 요인으로 선정되었고, 각 요인과 Y/T 투입 대수 간의 상관관계가 적은 변수를 제거하였다. 이후 변수 간 공선성을 해치는 변수를 제거하여 최종적으로 선정된 영향 요인은 8가지로 <표 1>과 같다.

표 1. Y/T 대수 결정의 영향요인

구분	영향 요인
하역 작업	총 하역량
	트윈 작업량
	벌크화물 작업량
	냉동화물 작업량
	Q/C 배정 대수
	작업 가능 시간
입항 시기	입출항 예정 월
	입출항 예정 분기

IV. 예측 모형

4.1 선박 유형별 군집화

3장에서 선정한 변수가 Y/T 배정에 어떠한 영향을 미치는지 파악하기 위해 다중회귀분석을 실시할 필요가 있다.

Y/T 대수 예측을 위해 선정된 영향 요인을 독립 변수로 하여 다중회귀분석을 수행하였다. 회귀분석 결과 Y/T 배정 대수가 늘어남에 따라 오차가 큰 쪽으로 커지는 것을 확인할 수 있다. 또한 어느 정도 규모에서는 과소 예측되고, 어떤 규모에서는 과대 예측되는 경향도 보인다. 이러한 현상은 입항하는 모든 선박들에 대해 동일한 기준으로 Y/T를 배정하지 않고, 특정한 조건에 따라 기준을 달리하는 것으로 판단된다. 이에 본 연구에서는 입항 선박들을 몇 개의 군집으로 나누어 선박 유형별로 나누고, 각 유형별로 예측 모형을 설정하여 전체적인 예측율을 올릴 수 있는 방안을 고려해본다.

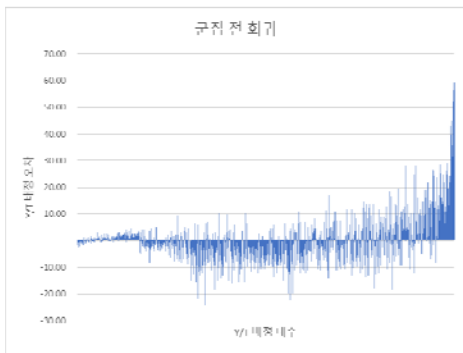


그림 2. 군집 전 회귀분석의 Y/T 배정 오차

입항 선박의 특성에 따라 군집을 나누기 위해 군집분석을 실시하였다. 군집분석에 앞서 적절한 군집 수를 파악하기 위해 차원축소를 수행하여 다음과 같은 산점도를 구했다. 2차원 산점도에서도 확인할 수 있듯이 크게 2개의 군으로 나누어지는

것으로 파악되며, 3차원 축소 산점도로 나타내면 값이 음수와 양수인 그룹으로 나누어지는 양상을 보인다. 이에 군집 수는 2개로 정하였다.

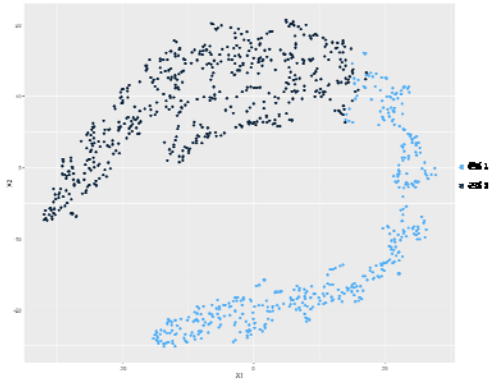


그림 3. 2 차원축소를 통해 나타낸 산점도

군집분석 결과 하역작업 관련을 기준으로 군집이 나뉘며, 입항 시기와는 관계성이 상대적으로 적은 것으로 파악된다. 군집의 특성을 살펴보면 군집 1은 물량 및 Q/C 배정량이 많은 집단이고, 군집 2는 물량 및 배정량이 상대적으로 적은 집단이다.

표 2. 군집분석 결과

	군집분류		F값	P-value
	군집1 (n=548)	군집2 (n=437)		
Total	2290,48	467,99	2459,572	<.001
Twin	863,89	150,55	1927,976	<.001
Bulk	6,54	0,90	124,126	<.001
Refer	148,27	34,03	470,475	<.001
ETB_MONTH	6,52	5,49	21,640	<.001
ETB_SEASON	2,51	2,18	21,873	<.001
WorkTime(H)	20,68	8,87	1312,144	<.001
DEPLOY_QC	4,55	2,09	1607,815	<.001

모든 변수에서 유의확률이 0.05 이하로 나타났기 때문에 모든 변수 군집 간 유의미한 평균의 차이가 존재하는 것을 파악할 수 있다.

표 3. 군집간 평균 차이 검정

		평균	표준편차	F값 /유의확률	사후검증결과
Total	1,00	2290.48	658.73	2459.572	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	467.99	442.51	/<.001	
Twin	1,00	863.89	300.41	1927.976	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	150.55	177.34	/<.001	
Bulk	1,00	6.54	10.21	124.126	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	0.90	3.09	/<.001	
Refer	1,00	148.27	98.78	470.475	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	34.03	54.43	/<.001	
ETB_ MONTH	1,00	6.52	3.36	21.640	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	5.49	3.54	/<.001	
ETB_ SEASON	1,00	2.51	1.08	21.837	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	2.18	1.15	/<.001	
WorkTime (H)	1,00	20.68	5.33	1312.144	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	8.87	4.76	/<.001	
DEPLOY_ QC	1,00	4.55	.79	1607.815	군집1>군집2 (Scheffe)
	2,00	2.09	1.13	/<.001	

4.2 예측 모형

Y/T 대수 예측 모형으로는 일반적으로 예측에 많이 활용되는 회귀모형과 비선형성이 존재하는 경우 예측율을 높일 수 있는 심층신경망(DNN; Deep Neural Network) 모형 두 가지를 선택하였다. 각 모형은 다시 군집 전 전체 자료를 대상으로 수행한 경우와 군집 이후 군집별로 모형을 수행한 경우로 나누어서 그 결과를 비교 분석하였다.

회귀모형은 앞에서 선정한 8가지 요인을 독립변수로 선정하여 모형을 수립하였으며, 군집별 모형은 군집분석 결과로 나온 2개의 선박 군집별로 자료를 구분하여 각각 모형을 수립하였다.

DNN 모형은 8개 노드를 지닌 입력층과 1개 노드의 출력층으로 이루어진다. 모형은 과적합이 발생하지 않는 수준에서 반복학습횟수 500회로 학습하였으며, 오차제곱합을 평가함수로 설정하였다. 학습결과 군집 전, 군집 1, 군집 2, 세 가지 모형 모두 7개의 은닉층을 가진 모형들이 가장 좋은 결과를 보였다.

4.2 예측 결과에 따른 모형 비교

모형들의 예측 결과를 기준으로 각 모형의 성능을 알아보았다. 분석은 군집 전 회귀모형과 DNN 모형, 군집 후 회귀모형과 DNN 모형 등, 총 4 가지로 구분하여 비교하였다. 예측력은 MAPE(Mean Absolute Percent Error)로 오차율을 측정하였다.

표 4. 모형의 예측 결과

			군집		total
			1	2	
군집 전	회귀	MAPE	17.6%	31.3%	23.7%
		표준편차	16.37%	47.61%	34.84%
	DNN	MAPE	19.4%	20.0%	19.6%
		표준편차	18.58%	16.53%	17.70%
군집 후	회귀	MAPE	17.7%	20.4%	18.9%
		표준편차	15.90%	19.48%	17.84%
	DNN	MAPE	9.1%	15.0%	11.7%
		표준편차	7.79%	13.95	11.34%

각 모형들의 예측 오차를 분석한 결과 군집 전 모형에 비해 군집 후 모형들이 낮은 오차율을 보인다. 이는 군집 전 회귀모형보다 군집 후 회귀모형보다 낮은 오차율을 보인다. 그리고 회귀모형보다는 DNN 모형이 보다 낮은 오차율을 보인다. 그리고 오차율의 편차를 살펴보면 회귀모형이 DNN 모형보다 크게 나타나는데, 이는 배정 대수 결정 시에 너무 과도하거나 너무 적은 값이 나올 가능성이 높다고 판단된다. Y/T 대수 결정에 안정적인 값을 제공하려면 낮은 편차 또한 모형 선택에 중요한 요인이 될 것이다. 이런 관점에서 보면 오차율의 평균과 편차 모두 적은 DNN 모형이 우수하다고 하겠다. 특히 입항 선박의 특성에 따라 군집으로 나누고 각 군집별로 DNN 모형을 설정한 경우가 다른 모형에 비해 가장 안정적이고 예측력이 높은 것으로 보인다. [그림 4]는 군집 후 DNN 모형으로 예측한 경우의 오차를 나타내고 있다. 오차율이 높은 [그림

2)와 비교해보면 오차율이 현격히 낮아지고, 편차도 안정적인 것을 확인할 수 있다.

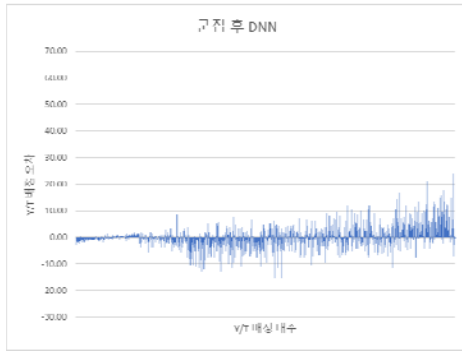


그림 4. 군집 후 DNN의 Y/T 배정 오차

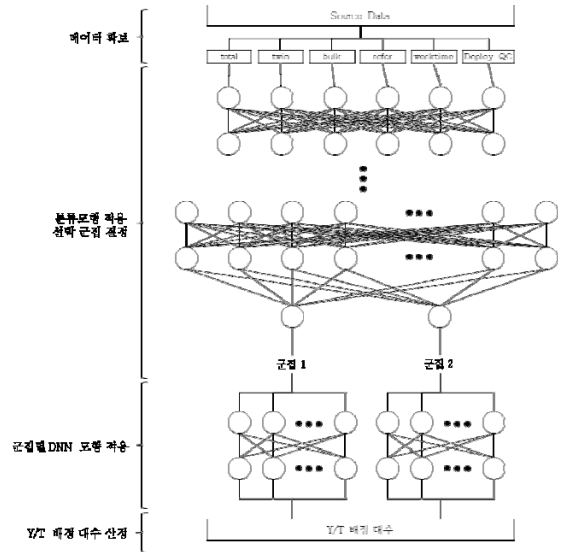


그림 5. Y/T 배정 대수 산정 모형의 활용

4.3 Y/T 배정 대수 예측 모형의 활용

군집별 예측모형을 적용할 경우는 입항 선박이 어떤 유형에 속하는 지를 먼저 판별하는 모형이 필요하다. 입항 선박의 유형을 판별하기 위해서 DNN 모형을 이용하였다. DNN 모형은 8개의 노드를 가진 입력층과 2개의 노드를 가진 출력층으로 구성된다. 모형을 구하기 위해 과적합이 발생하지 않는 수준에서 100회 반복 수행하였다. 전체 자료의 20%를 검증 데이터로 사용하여 검증한 결과 정확도가 98.8%로 높게 나왔다.

Y/T 배정 대수 산정을 위한 전체 작업 과정은 [그림 5]와 같다. 먼저 선박이 입항하면 유형 판별 DNN 모형을 수행하고, 결과에 따라 선박 유형에 해당하는 예측 DNN 모형을 수행하여 필요 Y/T 대수를 결정하면 된다.

위와 같은 과정을 통해 모형을 검증한 결과 총 985척의 선박에 대해 예측률이 88.3%로 나타났다.

V. 결론

본 연구에서는 컨테이너터미널 생산성과 직결된 Y/T의 적정 대수 예측모형을 제시하였다. 모형 수립을 위해 부산 신항에 위치한 컨테이너터미널의 실제 1년간 자료를 수집하여 사용하였다.

연구에서 제시한 예측모형은 회귀모형과 DNN 두 종류이며, 예측율을 높이기 위해 입항 선박의 특징에 따라 군집화를 수행하였다. 군집분석 결과에 따라 선박군을 군집별로 나누고, 두 가지 모형을 군집 전과 군집 후 각각 비교 분석하였다. 분석 결과 두 모형 중에서 DNN 모형이 회귀모형에 비해 우수하였고, 군집 수행 여부에 관해서는 군집 후 군집별 모형을 적용한 경우가 군집 없이 사용한 경우보다 우수한 것으로 나타났다. 결론적으로 군집 수행 후 DNN 모형을 사용하였을 때 가장 좋은

결과를 얻을 수 있었다.

본 연구는 특정 컨테이너터미널을 대상으로 하고 있다는 한계를 가지고 있다. 그러나 부산항 터미널의 Y/T 배정 방식이나 작업 상황이 대부분 유사한 면이 있어, 예측 절차와 모형 선택에서 연구 결과를 활용할 수 있을 것으로 생각된다. 다만 터미널 별로 모형의 모수는 조정될 필요가 있다. 향후 Y/T 대수 결정의 새로운 유인을 파악하기 위해 다양한 터미널의 자료를 확보하여 모형을 적용해 보고 터미널 간의 유사점과 차이점을 비교 분석하는 연구도 수행할 필요가 있다.

참고문헌

- A.SKAF and S.LAMROUS(2019), "Single quay crane and multiple yard trucks scheduling problem with intergration of reach-stacker cranes at port of Tripoil-Lebanon" Bari, Italy. October 6-9, 2019
- Lai, K. and Lam, K.(1994), "A Study of Container Yard Equipment Allocation Strategy in Hong Kong," International Journal of Modeling and Simulation, 14(3), 134-138.
- L. Zhen, S. Yu, Shuaian Wang, and Z. Sun, "Scheduling quay cranes and yard trucks for unloading operations in container ports," Springer Science+Business Media New York, Feb 2019 455-478
- L. Tang, J. Zhao, and J. Liu, "Modeling and solution of the joint quay crane and truck scheduling problem," European Journal of Operational Research 236 2014 978-990
- Nam Kyu Park, Ju Young Kim, Seok Jun Hwang, Jung Hun Lee (2009). "A Study of RTLS based Y/T Pooling System Architecture in a Container Terminal." 제어로봇시스템학회 국내학술대회 논문집, 384-389
- 김기영 (2007). "컨테이너 터미널의 야드 트럭의 최적 대수와 최적 운영을 위한 해석 모형." 산업공학학회(IE interfaces), 20(4), 498-503
- 김선구, 최용석 (2012). "컨테이너터미널 효율성 평가를 위한 AHP/DEA 통합모형." 한국항만경제학회지, 28(2), 179-194
- 김태광, 류광렬(2020), "컨테이너 터미널의 해측 생산성 극대화를 위한 YT 배차 전략 최적화." 한국항해항만학회지 제44권 제3호 227-234
- 김한수, 박만곤 (2010). "다중 사이클 시스템을 위한 실시간 위치 기반 컨테이너 야드 트랙터 최단거리 계산." 멀티미디어학회논문지, 13(1), 17-29
- 박영만, 김갑환(2010). "크레인 대수의 제약을 고려한 선석계획 문제에 대한 발견적 해법" 한국항해항만학회 추계학술대회, 55-56
- 박홍균 (2010). "DEA와 Tobit 모형에 따른 컨테이너 터미널의 하역장비 효율성 결정요인." 한국항만경제학회지, 26(3), 1-17
- 윤동하, 최용석 (2011). "광양항 컨테이너터미널의 장비작업계획 우선순위 분석." 한국항만경제학회지, 27(1), 75-94
- 정창윤, 신재영(2012), "컨테이너 터미널의 효율적인 선적작업을 위한 Dual Cycle 계획" 한국항해항만학회지 제 33권 8호 555-562
- 정창윤, 신재영(2011), "컨테이너 터미널의 효율적인 듀얼 사이클을 위한 야드 운영" 한국항해항만학회지 제 35권 1호 71-76
- 정창윤, 신재영(2009), "효율적인 듀얼 사이클을 위한 야드 트랙터 통제 방법" 한국항해항만학회지 제 36권 1호 66-74
- 최용석, 김우선, 하태영(2004), "컨테이너터미널의 야드 트랙터 소요대수 추정." 한국항해항만학회지 제 28권 제 6호 549-555

컨테이너터미널 입항 선박별 야드 트랙터 소요량 예측에 관한 연구

조현준 · 신재영

국문요약

현재 해운·항만 산업은 급변하는 트렌드와 치열한 경쟁 속에서 살아남기 위해 항만물류자원의 확충 및 효율적인 운용을 통해 항만 처리능력을 향상시키기 위한 전략을 펼치고 있다. 항만의 처리능력 산정은 부두에 설치되는 하역장비에 의하여 결정되는 것으로 항만의 처리능력은 물류자원을 추가적으로 배치하거나 활용 중인 자원을 효율적으로 운용하는 등 다양한 방법을 통해 향상 시킬 수 있다. 하지만 물류자원의 추가 배치는 시간과 비용의 한계가 명확하기 때문에 단기간에 향상 효과를 기대하기 어렵다. 따라서 처리능력 향상을 위해서는 활용중인 자원에 대한 효율적인 운용 방법을 찾는 것이 실현성이 높다. 국내 항만들 역시 4차 산업혁명 기술의 발달에 따라 정보화, 디지털화를 적극적으로 추진하고 있다. 그러나 현재 하역 프로세스에서 Y/T 배정 대수 산정은 전문가의 경험에 따른 감각에 의존하고 있는 실정이며, 관련된 선행연구 또한 Y/T의 배차 또는 항만 전체의 필요 대수 산정에 초점을 두고 있다.

이에 본 연구는 입항 선박의 하역정보를 활용하여 Y/T 배정 대수에 영향을 미치는 요인을 분석하고 이를 바탕으로 군집분석, 회귀분석, DNN(Deep Neural Network : 심층신경망)모형을 활용하여 분석하였다.

주제어: 컨테이너터미널, 야드트랙터, 군집화, 심층신경망