

딥러닝을 활용한 선박가치평가 모델 개발

최정석* · † 김동균

*, † 목포해양대학교

Jung-suk, Choi, † Donggyun Kim*

**, † Mokpo National Maritime University*

요 약 : 본 연구의 목적은 딥러닝 기법의 하나인 인공신경망 모델을 활용하여 선박의 가치평가 모델을 개발하는 것이다. 선박의 가치는 해운시장 변화와 밀접한 관계가 있으며, 경기 변동성이 크고 시장 민감성이 높은 해운시장의 특성상 가치의 불확실성 역시 높게 나타나고 있다. 이러한 선박가치의 중요성에도 불구하고 국내외적으로 선박가치평가의 체계 개선 및 평가모델의 객관성과 신뢰성을 제고시키기 위한 연구는 부족한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 딥러닝 방법을 통해 선박의 가치를 산출하는 새로운 평가모델을 제시하고자 한다. 가치평가의 대상은 중고 VLCC선이며, 선행연구를 통해 선박의 가치 변화를 유발하는 주요 요인들을 선별하여 변수를 설정하고 2010년 1월부터 현재까지의 해당 데이터를 확보하였다. 교차검증을 통해 파라미터들을 추정하여 인공신경망의 최적 구조를 식별하고 이에 대한 객관성과 신뢰성을 검증한 결과 인공신경망 모델의 가치평가 정확성이 우수함을 확인하였다. 본 연구는 선박가치평가의 전통적 방법론에서 탈피하여 기계학습 기반의 딥러닝 모델을 활용한 측면에서 독창적인 의미가 있다.

핵심용어 : 딥러닝, 인공신경망, 가치평가, VLCC, 중고선가

대회명: 2020년도 한국항해항만학회 추계학술대회 및 ICMASS 2020
 일시: 2020년 11월 12일(목) - 13일(금)
 장소: 온라인 개최

딥러닝 기법인 신경망 모델을 활용하여 선박의 가치평가 모델 개발

목포해양대학교
 최정석, 김동균(발표자)

I. 서론

- 연구목적
 - 딥러닝 기법인 신경망 모델을 활용하여 선박의 가치평가 모델 개발
- 선박가치평가 산업동향
 - 선박가치평가는 해운 시장변화와 밀접한 관계로 선박의 상태+경제여건을 고려한 다양한 시장 요인을 함께 고려하여 평가필요
 - 해운산업은 호황과 불황이 반복되는 순환적 행태가 나타나므로 미래 시장 변동성을 반영한 중장기적이고 객관적인 방법의 선박가치평가 모델 필요
 - 우리나라의 경우 한국감정원 중심으로 선박 제조원가를 기반으로 한 월가법과 회계법인 등의 경제적 관점의 수익접근법이 사용되고 있으나 모두 미래 시장 불확실성을 반영하지 못함

I. 서론

- 연구의 구성

STEP 1
연구의 개요

연구의 목적과 필요성

 - 연구의 목적
 - 선행 연구
 - 기존연구와의 차별성

STEP 2
연구모델 구축

평가모델구조화

 - 변수 설정
 - 모델 설계
 - 변수 검증
 - 평가 모델 구축

STEP 3
실증분석

가치평가수행

 - 인공신경망 구조식별
 - 최적모델 산출
 - 선박가치평가 수행

STEP 4
신뢰성&객관성 검증

평가결과 검증

 - 신뢰성 검증
 - 객관성 검증
 - 시사점 도출

II. 선행연구

- 기존 연구와 본 연구의 비교

구분	기존연구	본 연구의 의의
연구방법론	DCF 수익추정방식	신경망 가치평가모델
주요내용	수익성 기반 가치평가	딥러닝 기법적용 가치평가 평가결과의 객관성 검증
연구한계	요인추정 불확실성 평가요인의 중요도 미반영	기존 연구한계점 극복
주요연구	Treedt(1997) Roar Os Adland(2000) French & Gabriel(2005) 최정석, 남중식, 이기환(2015) 김지영(2008)	
- 기존연구와 본 연구의 차이점
 - 신경망 모형은 회귀분석과 같은 선형 중심 모형의 한계점 극복
 - 딥러닝 기법을 통한 문제 해결의 정확도 제고
 - 주요 원인변수들의 안정성 검증
 - VLCC선을 대상으로 실증분석

III. 연구모델

1. 변수 설정

- 기존 문헌 연구를 통해 선택가치에 영향을 미치는 주요 변수 식별

구분	이석용(2017)	임상섭 외(2019)
연구주제	선택가치평가 영향요인에 관한 실증연구	파나막스 중고선가치 추정모델 연구
주요내용	선택가치에 영향을 미치는 요인을 AHP분석을 통해 중요도로 평가	수요, 공급, 선택현황 요인들에 대해 10분할 교차검정으로 모델을 개발하여 중고선 가치를 추정
설정된 변수	선택가치에 영향을 미치는 요인(중요도별) 1. 선택공급량 2. 회물수요량 3. 운임 4. 이자율(리보금리) 5. 유사선택 최근 가격 6. 선택 해제가격	1. 운임 2. 신조가격 3. 선택량/발주잔량 비율 4. 해제가격 5. 선정 6. 선택크기

5

III. 연구모델

2. 모델 설계

- 선행연구를 바탕으로 변수 적용 및 연구모델 설계

구분	내용
종속변수	중고 VLCC선 가치
독립변수	1. VLCC선 운임 / 2. VLCC선 선택량 / 3. VLCC선 해제가격 4. VLCC선 신조선 가격 / 5. VLCC선 발주잔량 / 선택량 비율 6. 이자율(리보금리) / 7. 원유 수요량 / 8. 선정
사용할 데이터	2010년 1월~2020년 9월 월간 시계열 데이터(자료:Clarkson)
연구방법론	신경망회귀모형과 선형회귀모형 비교분석

6

III. 연구모델

3. 변수 검증

- 다중 공선성 검증 : VIF 10이상인 원유수요 & 선정 변수 제외

모형	비표준화 계수		표준화 계수		t	유의확률	공차	공선성 통계량	VIF
	B	표준오차	베타	t					
(상수)	-89.495	25.541			-3.504	.001			
Freight	4.084E-05	.000	.137	3.480	.001	.622	.622	1.609	
Supply	-3.073E-07	.000	-.026	-.738	.462	.785	.785	1.274	
ScrapValue	-.160	.150	-.053	-1.067	.288	.387	.387	2.582	
NBPrice	.997	.097	.775	10.244	.000	.167	.167	5.978	
OrderbookRatio	.705	.066	.697	10.677	.000	.225	.225	4.452	
LIBOR	-5.498	.959	-.498	-5.731	.000	.127	.127	7.892	
OilDemand	.161	.081	.212	2.002	.048	.085	.085	11.731	
Age	2.623	.236	.913	11.121	.000	.142	.142	10.033	

7

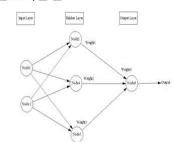
IV. 실증분석

1. 신경망회귀 모델링 구조

- 신경망 기본구조

· 우리 몸에 존재하는 뉴런이라는 신경 세포에서 착안하여 개발한 알고리즘

· 인공신경망의 기본구조는 일반적으로 사용되는 기본적인 알고리즘인 다중인공신경망(Multi-Layer Neural Network)의 경우 입력값을 받아들이는 입력층(Input Layer)와 은닉층(Hidden Layer), 그리고 출력층(Output Layer)과 같이 3가지 층으로 구분



· 인공신경망 기본 수식

은닉 층의 Node들 i_j 와 가중치 w_{ij} 및 바이어스노드 w_{i0} 이 합산된 후 은닉 층 활성화함수 F_i 를 거쳐 아래와 같은 과정으로 결과 값이 출력된다.

$$F_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j + w_{i0} = y_i$$

8

IV. 실증분석

2. 인공신경망 구조식별

- 기초 데이터를 바탕으로 인공신경망 평가 구조 식별

- 기본 모델 개요

- 90% 훈련
- 10% 테스트
- 훈련 데이터로 훈련 시킨 후, 테스트 데이터로 결과 확인
- 훈련은 선형회귀(Linear Regression)와 뉴럴네트워크회귀(Neural Network Regression) 결과 두가지 알고리즘의 결과를 비교



9

IV. 실증분석

2. 인공신경망 구조식별

- 기초 데이터를 바탕으로 인공신경망 평가 구조 식별

- 기본 모델 개요

Category	6						1	
	Freight	Supply	Scrap_Val	Newbuild	Orderbook	LIBOR	Intx	VLCC_Secr
Jan-10	61,179	2,107,146	15.08	99	38.33	0.42	70.75	
Feb-10	38,807	1,251,664	15.26	97	37.61	0.39	70.38	
Mar-10	43,851	2,142,754	16.03	97	36.98	0.39	71.5	
Apr-10	48,870	1,234,710	16.92	99.75	35.81	0.46	76.05	
May-10	40,947	909,824	15.43	102	36.13	0.65	79.4	
Jun-10	54,220	1,530,400	15.24	104	35.89	0.75	81.45	
Jul-10	23,736	2,186,403	16.17	106	36.14	0.72	81	
Aug-10	18,199	913,944	18.24	107.5	35.53	0.57	78.25	
Sep-10	14,090	1,211,455	18.28	107.5	36.59	0.48	81.5	
Oct-10	13,569	1,235,552	18.33	106.5	37.82	0.46	80.25	
Nov-10	26,034	1,217,290	18.72	105.5	38.25	0.45	75	

10

IV. 실증분석

3. 선박가치평가 최적모델 산출

- 선형회귀분석 선박가치평가

	운임	신조선척	고형가 격	신조가 격	Orderbook	리보이 자	VLCC가 치	Scored Labels			
Batch Linear Regressor	29389	1234256	16.13	92.5	10.67	2.08	61.38	58.819633			
Settings	33175	1849912	15.71	92.5	10.11	2.04	61.38	58.620576			
Setting	Value	142112	1842443	16.55	92	9.53	1.96	66.25	66.943431		
Bias	True	77315	1825915	16.76	92	8.98	1.91	66.5	60.697248		
Regularization	0.001	95218	601518	16.56	92	8.17	1.9	66.5	63.182263		
Allow Unknown Levels	True	71215	3031092	16.79	92	9.01	1.85	67.75	58.961543		
Random Number Seed		26525	611744	15.95	92	7.95	1.69	66	57.011933		
Feature Weights		159269	612494	14.69	91.5	7.69	0.94	66.5	67.903479		
Feature	Weight	Bias	-0.7991	171127	611392	13.44	91	7.79	1.13	66.63	69.880583
		고형가	0.60206	58046	615774	12.61	89	7.77	0.66	63.75	57.895794
		신조가	-0.74378	45263	1201229	12.4	89	7.99	0.43	61	56.054159
		Orderbook	0.498439	29114	899767	12.42	87.5	7.48	0.34	60.75	53.275601
		운임	0.00089181	29114	899767	12.42	87.5	7.48	0.34	60.75	53.275601
		신조선척	-6.87556e-7	21610	300000	13.47	87	7.22	0.31	59.38	51.791177

11

IV. 실증분석

3. 선박가치평가 최적모델 산출

- 선형회귀 결과 분석



Neural Network Regressor

Settings

Setting	Value
is Initialized From String	False
is Classification	False
Initial Weights Diameter	0.1
Learning Rate	0.01
Loss Function	CrossEntropy
Momentum	0
Neural Network Definition	
Data Normalizer Type	MinMax
Number Of Input Features	6
Number Of Hidden Nodes	System.Collections.Generic.List`1[System.Int32]
Number Of Iterations	20
Number Of Output Classes	1
Shuffle	False
Allow Unknown Levels	True
Random Number Seed	

12

IV. 실증분석

3. 선박가치평가 최적모델 산출

- 인공신경망 선박가치평가

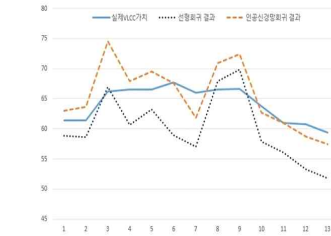
	운임	신조선척	고형가 격	신조가 격	Orderbook	리보이 자	VLCC가 치	Scored Labels			
Neural Network Regressor	29389	1234256	16.13	92.5	10.67	2.08	61.38	63.027393			
Settings	33175	1849912	15.71	92.5	10.11	2.04	61.38	63.64756			
Setting	Value	142112	1842443	16.55	92	9.53	1.96	66.25	74.518845		
Bias	True	77315	1825915	16.76	92	8.98	1.91	66.5	67.979172		
Regularization	0.01	95218	601518	16.56	92	8.17	1.9	66.5	69.524826		
Allow Unknown Levels	True	71215	3031092	16.79	92	9.01	1.85	67.75	67.583893		
Random Number Seed		26525	611744	15.95	92	7.95	1.69	66	61.856762		
Feature Weights		159269	612494	14.69	91.5	7.69	0.94	66.5	73.918472		
Feature	Weight	Bias	-0.7991	171127	611392	13.44	91	7.79	1.13	66.63	75.480011
		고형가	0.60206	58046	615774	12.61	89	7.77	0.66	63.75	62.714722
		신조가	-0.74378	45263	1201229	12.4	89	7.99	0.43	61	60.960167
		Orderbook	0.498439	29114	899767	12.42	87.5	7.48	0.34	60.75	58.736259
		운임	0.00089181	29114	899767	12.42	87.5	7.48	0.34	60.75	58.736259
		신조선척	-6.87556e-7	21610	300000	13.47	87	7.22	0.31	59.38	57.507557

13

IV. 실증분석

3. 선박가치평가 최적모델 산출

- 인공신경망회귀 분석 결과



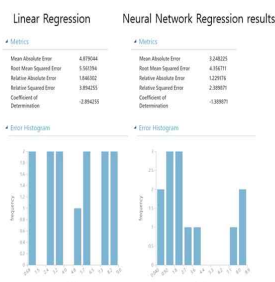
15

IV. 실증분석

4. 신뢰성 & 객관성 검증

- 검증결과 MAPE(평균절대비율오차) & RMSE(평균제곱근오차) 모두 인공신경망 모델의 정확도가 높은 것으로 분석됨

- MAPE : 4.879044 vs 3.248225
- RMSE : 5.561394 vs 4.356711
- RAE : 1.846302 vs 1.229176
- RSE : 3.894255 vs 2.389871



16

V. 결론

결론 & 시사점

1. 본 연구의 목적은 딥러닝 기법을 활용하여 선박 가치평가 모델을 개발하는 것임
2. 평가모델 구축을 위해 중고 VLCC선을 대상으로 실증분석 모델을 구성함
3. 실증분석 결과 신경망 가치평가모델의 정확도가 우수한 것으로 입증됨
4. 본 연구는 기계학습기반 딥러닝 모델을 선박가치평가에 적용한 측면에서 독창적임
5. 또한 해운시장 변화요인을 동태적 관점에서 분석하고 예측함으로써 선박가치평가의 객관성을 제고시킨 점에서 시사하는 바가 큼

Acknowledgments

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. NRF-2020R1G1A1004161).

17