

딥러닝 활용 김 수출전망모형 구축

A study on the establishment of a seafood export forecast model
using deep learning-focused on GIM products

한기욱 · 양이석 · 김문희 · 김명수 · 원은송



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자	한기욱, 양이석, 김문희, 김명수, 원은송			
내부연구진	연구책임자	한기욱	한국해양수산개발원 수산정책사업본부 해외시장분석센터 해외시장동향·전망팀	전문연구원
	공동연구원	양이석	한국해양수산개발원 수산정책사업본부 해외시장분석센터 해외시장동향·전망팀	전문연구원
	공동연구원	김문희	한국해양수산개발원 수산정책사업본부 해외시장분석센터 해외시장동향·전망팀	연구원
	공동연구원	김명수	한국해양수산개발원 수산정책사업본부 해외시장분석센터 글로벌진출·전략팀	연구원
	공동연구원	원은송	한국해양수산개발원 수산정책사업본부 해외시장분석센터 해외시장동향·전망팀	연구원

연구기간 2022. 05. 01. ~ 2022. 10. 31.

보고서 집필내역

연구책임자	한기욱 연구총괄, 제1장 1~2절, 제2장 3절~4절, 제3장 2절~3절, 제4장, 제5장, 제6장
내부연구진	양이석 제1장 3절, 제2장 1절 김문희 제1장 3절, 제3장 1절 김명수 제1장 3절, 제2장 2절 원은송 제1장 3절,

목차

요약_i

01	서론_1	
	제1절 연구 배경 및 목적	1
	1. 연구 배경	1
	2. 연구 목적	3
	제2절 연구 내용 및 방법	4
	1. 연구 내용	4
	2. 연구 방법	5
	제3절 선행연구 검토	6
	1. 계량경제학적 접근	6
	2. 딥러닝 접근	11
	3. 본 연구의 차별성	17
02	수산물 수출 전망모형의 개요 및 설계_19	
	제1절 계량경제 수출 전망모형의 개요	20
	1. 시계열 분석 모형 개요	20
	2. 패널 분석 모형 개요	21
	제2절 딥러닝 수출 전망모형의 개요	22
	1. 딥러닝 수출 전망모형 개요	22
	2. 딥러닝 수출 전망모형 방법론(LSTM, GRU, RF)	24
	제3절 계량경제 모형과 딥러닝 모형의 장단점 검토	26
	1. 계량경제 모형의 장점 및 단점	26
	2. 딥러닝 모형의 장점 및 단점	27
03	김 수출 동향 및 전망모형 설계_29	
	제1절 김 수출 구조 및 동향	29
	1. 전체 수출 구조 및 동향	29

2. 국가별 수출 구조 및 동향	31
3. 품목별 수출 구조 및 동향	35
제2절 김 수출과 주요지표와의 관계	37
1. 對세계 김 수출과 주요지표와의 관계	37
2. 對일본 김 수출과 주요지표와의 관계	38
3. 對중국 김 수출과 주요지표와의 관계	39
4. 對미국 김 수출과 주요지표와의 관계	40
제3절 김 수출 전망모형 설계	41
1. 수출 전망모형 설계	41
2. 국가별 수출 전망모형 설계	46
3. 품목별 수출 전망모형 설계	49

04 김 수출 전망 결과 및 모형 활용 방향_53

제1절 전체 수출 전망 결과	53
1. LSTM, GRU 전망 결과	53
2. Random Forest 전망 결과	61
제2절 국가별 수출 전망 결과	63
1. 對일본 김 수출 전망 결과	63
2. 對중국 김 수출 전망 결과	66
3. 對미국 김 수출 전망 결과	69
제3절 품목별 수출 전망 결과	72
1. 조미김 수출 전망 결과	72
2. 마른김 수출 전망 결과	75
제4절 전망모형 활용 방향	78
1. 수출 전망 목표 수립	79
2. 주요 이슈에 따른 시장 영향력 계측	80
3. 딥러닝 모형의 수출입 부문 확장성에 관한 검토	81

05	결론 및 향후 연구 과제_83	
	제1절 결론	83
	제2절 향후 연구 과제	85

참고문헌_87	
---------	--

표 목차

〈표 1-1〉 주요 연구 범위	4
〈표 1-2〉 연구 절차	5
〈표 1-3〉 계량경제학적 접근을 따른 수산물 수출 전망모델	7
〈표 1-4〉 딥러닝 접근을 따른 수산물 수출 전망모델	13
〈표 2-1〉 KMI 해외시장분석센터 수출 전망모델 운영 방안	20
〈표 3-1〉 우리나라 김 수출 국가 수 추이	30
〈표 3-2〉 국가별 김 수출 실적 및 비중	31
〈표 3-3〉 對일본 품목별 김 수출 실적 및 비중	32
〈표 3-4〉 對중국 품목별 김 수출 실적 및 비중	33
〈표 3-5〉 對태국 품목별 김 수출 실적 및 비중	33
〈표 3-6〉 對미국 품목별 김 수출 실적 및 비중	34
〈표 3-7〉 품목별 김 수출 실적 및 비중	35
〈표 3-8〉 조미김 국가별 수출 실적 및 비중	36
〈표 3-9〉 마른김 국가별 수출 실적 및 비중	37
〈표 3-10〉 분석 변수의 설명 및 자료 출처	42
〈표 3-11〉 김 수출 전망모형의 기초 통계량	43
〈표 3-12〉 LSTM, GRU 학습조건 설계를 위한 세부 설정값	44
〈표 3-13〉 Random Forest 학습 조건 설계를 위한 세부 설정값	45
〈표 3-14〉 ARIMA 학습 조건 설계를 위한 세부 설정값	46
〈표 3-15〉 對일본 김 수출 전망모형의 기초 통계량	47
〈표 3-16〉 對중국 김 수출 전망모형의 기초 통계량	48
〈표 3-17〉 對미국 김 수출 전망모형의 기초 통계량	49
〈표 3-18〉 조미김 수출 전망모형의 기초 통계량	50
〈표 3-19〉 마른김 수출 전망모형의 기초 통계량	51
〈표 4-1〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0001) ···	55
〈표 4-2〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0001) ···	55
〈표 4-3〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0005) ···	56
〈표 4-4〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0005) ···	56
〈표 4-5〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.001) ···	57
〈표 4-6〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.001) ···	57

〈표 4-7〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0001) ..	58
〈표 4-8〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0001)	58
〈표 4-9〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0005)	59
〈표 4-10〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0005) ..	59
〈표 4-11〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.001) ..	60
〈표 4-12〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.001)	60
〈표 4-13〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가	62
〈표 4-14〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과	62
〈표 4-15〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가	63
〈표 4-16〉 GRU를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가	64
〈표 4-17〉 RF를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가	65
〈표 4-18〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가	66
〈표 4-19〉 GRU를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가	67
〈표 4-20〉 RF를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가	68
〈표 4-21〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가	69
〈표 4-22〉 GRU를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가	70
〈표 4-23〉 RF를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가	71
〈표 4-24〉 LSTM을 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가	72
〈표 4-25〉 GRU를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가	73
〈표 4-26〉 RF를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가	74
〈표 4-27〉 LSTM을 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가	75
〈표 4-28〉 GRU를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가	76
〈표 4-29〉 RF를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가	77
〈표 5-1〉 수산물 수출 전망 모델 구축 로드맵	85

그림 목차

〈그림 2-1〉 LSTM 모델 셀 구조	25
〈그림 2-2〉 GRU 모델 구조	26
〈그림 3-1〉 우리나라 김 수출 실적 추이	30
〈그림 3-2〉 對세계 김 수출 관련 상관 분석	38
〈그림 3-3〉 對일본 김 수출 관련 상관 분석	39
〈그림 3-4〉 對중국 김 수출 관련 상관 분석	40
〈그림 3-5〉 對미국 김 수출 관련 상관 분석	40
〈그림 3-6〉 LSTM, GRU 학습기간 설계를 위한 세부 설정값	44
〈그림 4-1〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0001)	55
〈그림 4-2〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0005)	56
〈그림 4-3〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.001)	57
〈그림 4-4〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0001)	58
〈그림 4-5〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0005)	59
〈그림 4-6〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.001)	60
〈그림 4-7〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망	62
〈그림 4-8〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망	63
〈그림 4-9〉 GRU를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망	64
〈그림 4-10〉 RF를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망	65
〈그림 4-11〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망	66
〈그림 4-12〉 GRU를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망	67
〈그림 4-13〉 RF를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망	68
〈그림 4-14〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망	69
〈그림 4-15〉 GRU를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망	70
〈그림 4-16〉 RF를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망	71
〈그림 4-17〉 LSTM을 활용한 우리나라 조미김 수출 전망	72
〈그림 4-18〉 GRU를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망	73
〈그림 4-19〉 RF를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망	74
〈그림 4-20〉 LSTM을 활용한 우리나라 마른김 수출 전망	75
〈그림 4-21〉 GRU를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망	76
〈그림 4-22〉 RF를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망	77

요 약

딥러닝 활용 김 수출전망모형 구축

한기욱 · 양이석 · 김문희 · 김명수 · 원은송

1. 연구 목적

- 글로벌 무역환경의 불안정성이 높아지고 있는 가운데, 효과적인 수출 전략 수립을 위한 수산물 수출 전망모델에 관한 관심이 증대되고 있음
- 딥러닝을 활용한 김 수출 전망모델 구축을 통해, 수출 목표치 설정은 물론, 경제주체들의 경제·산업 단기 변동에 대한 적시 대응을 위한 전략 수립의 기초자료로 활용할 예정임

2. 연구 방법 및 특징

1) 연구 방법

- 김 수출 구조 및 동향, 주요 거시경제 변수와 수출 간의 관계를 살피고, 딥러닝 접근방법을 활용하여 예측을 수행함
- 딥러닝 접근법의 경우 수출을 레이블로 두고 학습시키는 지도학습

(Supervised Learning)을 따르며, 순환신경망(Recurrent Neural Network)에 장기기억(Long-term memory)을 담당하는 셀 상태(Cell state)를 추가한 LSTM 모형과 게이트(Gate)는 LSTM보다 하나 작지만 유사한 성능(Performance)을 보이는 것으로 알려진 게이트 순환 유닛(Gated Recurrent Unit, GRU) 방법을 활용함

- 추가로 의사결정나무(Decision Tree) 기반 랜덤포레스트(Random Forest, RF) 접근법을 활용하여 전망치를 비교함

2) 연구 특징

- 수산물 수출 전망과 관련한 선행연구는 대부분은 계량경제학적 접근(패널 모형, 시계열 모형)을 따르고 있는 상황에서, 최근 다양한 분야에서 예측력을 인정받고 있는 딥러닝 접근법을 수산물 수출 부문에 접목했다는 점에서 차별성이 있음
- (기존 시계열 연구와의 차별성) 경제학 이론에 입각하여 모형을 설정하게 됨에 따라 다양한 변수를 모형에 활용하는데 어려움이 존재하였으나, 본 연구에서는 거시 경제 지표는 물론, 과거 추세 등을 변수로 활용하는 등 설명하기 어려운 상황을 모델에 반영할 수 있다는 점에서 차별성이 있음. 또한, 시계열 분석의 특성상 새로운 분석을 위해서는 변수 구성을 위한 다양한 선행 작업(계절성, 시계열 안정화 등)이 요구되나, 본 연구의 접근법은 변수에 대한 선행 작업 없이 신속한 결과 산출이 가능함
- (기존 딥러닝 연구와의 차별성) 생산 및 가격과 관련된 연구를 중심으로 딥러닝 모형의 접근이 이루어졌으나, 본 연구는 수출 지표가 고유하게 가지고 있는 패턴을 발견하여 수출을 전망하는 모형이라는 점에서 차이가 있음

3. 연구 결과

1) 연구 결과 요약

- (연구 개요) 딥러닝 접근방법 중 하나인 LSTM과 GRU, 그리고 RF를 활용하여 우리나라 김 수출 전망을 시도함. 2000년 1월 ~ 2016년 9월간을 Training set(80%)으로 구성하고, 2016년 10월 ~ 2021년 12월간은 Test set(20%)으로 활용하였으며, 학습률(Learning rate) 별로 전망을 수행함
- (변수 구성) 김 수출(액)을 전망하기 위해서 (과거) 수출 물량, (과거) 수출 금액, 조미김 수출가격, 마른김 수출가격, 김 생산량, 환율(원/달러), 유가(브렌트), 국가별 1인당 GDP(일, 중, 미) 등을 구성함
 * 단 국가별(일, 중, 미), 품목별(조미김, 마른김)로는 해당 시장 특성을 고려한 변수만을 활용하여 분석을 진행함
- (예측 평가) 평균절대오차(MAE), 평균제곱오차(MSE), 평균 제곱근오차(RMSE)를 활용하여 모델의 성능을 평가함
- (전체 시장 대상 전망) 딥러닝 모델인 LSTM과 GRU는 학습률에 따라 전망 결과가 상이하나, 전반적으로 김 수출의 트렌드를 잘 잡아주고 있어 전망 모델로서의 가치를 살펴볼 수 있었음. RF 모델의 경우 상대적으로 안정적인(변동이 적은) 수출 전망 목표치 산출해주는 것으로 나타났으나, 변화되는 시장 상황을 민감하게 잡아주고 있지 않은 것으로 보임. 그럼에도 안정적인 전망치를 산출해내는 데 있어 유용하게 활용할 수 있을 것으로 전망됨
- (국가별 시장 전망) 국가별 수출 전망에 있어서는 미국 시장을 대상으로 전망했을 때, 일본, 중국 시장보다 예측력이 떨어지는 것으로 나타

났는데, 이는 본 연구에서 구성한 변수(Hyper parameter) 외에도 미국 시장으로 대해 차별적인 변수 구성에 대해 고민이 필요함을 나타내줌

- (품목별 시장 전망) 조미김의 경우 각 전망모형의 학습률을 높였을 때 예측력이 높아지는 것으로 나타났지만, 마른김은 학습률을 낮췄을 때 예측력이 높아지는 것으로 나타남. 이는 품목별 최근 수출 실적의 상이한 트렌드에 기반한 것으로 판단됨

2) 정책대안 제시내용 및 정책화 활동

- 본 연구의 결과는 두 가지 측면(수출 전망 목표 수립, 주요 이슈에 따른 시장 영향력 계측)에서 활용이 가능할 것으로 예상됨
- (수출 전망 목표 수립) 수출 목표치 설정은 구체적인 수출 전략 수립을 위한 가장 기초가 되며, 실현가능한 목표를 설정하여 이를 달성하는 구조는 지속가능한 수산물 수출 산업 발전에 도움을 줄 수 있음. 또한 목표치와 실제 성과를 비교하여 매년 실적에 대한 평가 및 반성하는 기회로 삼고 다음 해에 이를 보완하여 수출 성과 제고에 도움을 줄 수 있음
- (주요 이슈에 따른 시장 영향력 계측) 수출 전망치는 시장 상황을 고려한 수출국 다변화는 물론, 주요 수출 대상국의 변경, 효과적인 수출 지원체계 설정 등의 수출 전략 수립에 도움을 줄 수 있으며, 수출업계에 있어서는 수출/내수 비중 선택 등 경영 효율성을 높이는 데에 있어 활용이 가능할 것으로 전망됨

3) 정책적 기여 등 기대 효과

- (정책적 기여) 정책 수요 등의 이유로 우리나라 수산물 수출 목표치를 산출해내거나 이슈별 영향력 계측을 하는 노력이 요구되고 있는 시점에서 설명하기 어려운 수출 시장 상황을 신속히 반영하여 전망치를 산출해낸다는 점에서 의의가 있음
- (학술적 기여) 수산물 수출 전망에 있어 기존 계량경제학적 기반 중심의 접근에서 딥러닝 접근방법의 접목 가능성을 살펴봄으로써 연구방법론의 다양화에 기여했다는 점에서 의의가 있음

01

서론

제1절 연구 배경 및 목적

1. 연구 배경

글로벌 무역환경의 불안정성이 높아지고 있는 가운데, 효과적인 수출 전략 수립을 위한 수산물 수출 전망모델에 관한 관심이 증대되고 있다. 장기적인 수출 목표치 설정은 물론, 대내외 환경 변화를 고려한 수출 대상국 및 품목 선정, 진출 전략 수립 등 다양한 이유에서다.

그러나 다양하고 잦은 대내외 무역환경 변동은 수출 전망을 어렵게 하는 요소로 작용하고 있다. 예를 들면, 대외적으로는 미·중 무역 분쟁, 러·우크라이나 전쟁 등의 국가 간 갈등을 비롯하여 CPTPP, RCEP 등 다자간 협정, COVID-19와 같은 질병 이슈까지 다양한 이슈가 발생하고 있으며, 대내적으로도 기후 변화 등에 따른 수산물 생산의 불안정성 증대, 해외 주요 기업의 국내 진출 등으로 공급 환경의 변동성이 확대되고 있다.

특히 무역환경은 복합적인 요인에 의해 변화되고 있어, 주요 거시 경제 변수만의 움직임으로 김 등의 세부 수출 시장을 전망하는 것이 어려운 실

정이다. 더불어, 주요 거시 변수가 이전까지는 주요한 수출 결정요인으로 작용했을 수 있지만, 최근에 와서는 그 영향력이 감소했을 수도 있는 상황이다. 즉, 분석 구간을 어떻게 설정하느냐에 따라서도 결과가 상이해질 수 있음을 의미한다. 이에 복합적인 상황을 고려하면서도 안정적인 결과를 나타내줄 수 있는 수출 전망모델에 대한 관심이 요구된다고 볼 수 있다.

수산물 수출 전망과 관련한 연구들은 연구자의 관심 부문, 분석 시기, 분석 대상 등에 따라 다양하나, 주로 계량경제학적 접근방법(시계열, 패널)이 활용되고 있다.

이 중 시계열 분석은 수출대상국별 수출입 함수를 설정하여 분석하며, 패널 모형은 일국과 다수의 파트너 교역 국가 간 수출입 함수를 설정하여 분석하고 있다. 단, 이와 같은 계량경제학적 접근법은 분석 변수(Variable)와 모형(Model)을 결정하고, 모형에 따른 기댓값을 도출하기 때문에 요인별 영향력 계측에는 장점이 있지만, 대내외 다양한 이슈 등이 복합적으로 발생했을 때, 이를 수정하여 결과를 산출해내는 데 한계를 보인다.

특히 모형 분석을 위해서는 계절성에 대한 고려와 더불어, 시계열 변수의 안정성 확보 여부, 공적분 관계 등이 선제적으로 파악되어 있어야 하며 이슈를 고려하기 위해 새로운 변수를 추가하게 될 때 모형의 안정성이 유지될 수 있을지도 판단해야 한다.

또한 수산물 수출함수를 설정하는 데에 있어 상대국의 수입 수요를 고려하기 위해 1인당 GDP 등의 자료가 활용되는데, 이러한 과정에서 최소 분석단위가 분기별 형태로 제한되는 등 데이터 분석 포인트가 줄어드는 문제가 발생한다. 데이터 분석 포인트가 줄어들면 그만큼 해당 분석 자료의 안정성이 낮아질 수밖에 없는 구조를 보이기도 한다.

이러한 수산물 수출과 같이 다양한 요인들이 결과에 영향을 미치거나 설

명하기 어려운 상황을 쉽게 예측하기 위해서 딥러닝(Deep learning)에 대한 관심이 높아지고 있다.

딥러닝은 분석 변수(Feature)와 기댓값이 주어졌을 때, 데이터 처리 작업을 위한 실행 규칙을 학습(Training)하여 찾아내는 방식으로, 예측의 정확도를 향상하기 위한 목적으로 다양한 부문에서 활용되고 있다. 단, 수산 부문의 경우 딥러닝을 활용하여 특정 수산물의 생산량 또는 가격을 예측하거나(Free et al., 2019; Nguyen et al., 2021), 수산물 신선도를 분류해내는 등(Muhammad et al., 2021)의 시도가 이루어진 적이 있으나, 지금과 같이 딥러닝을 활용한 수산물 수출 전망모델과 관련한 선행연구는 미비한 실정이다.

이에 본 연구는 딥러닝을 활용하여 수산물 수출 전망모델을 구축함으로써, 수산물 수출 부문에서의 딥러닝 접목 가능성을 확인해보고자 한다. 나아가 수출 전망과 관련한 분석방법론의 다양화는 물론, 본 접근을 통한 분석 결과 등이 향후 정책 당국의 효과적인 수산물 수출 전략 수립을 위한 기초자료로 활용하는 데 도움이 되고자 한다.

2. 연구 목적

글로벌 무역환경의 불안정성이 높아지고 있는 가운데, 딥러닝을 활용한 수산물 수출 전망모델 구축을 통해 수출 목표치 설정은 물론, 경제주체들의 경제·산업 단기 변동에 대한 적시 대응을 위한 전략 수립의 기초자료로 활용하고자 한다. 단, 본 과업에서는 우리나라 최대 수출 품목인 김을 대상으로 본 모델의 접목 가능성을 살펴볼 예정이며, 현 모델을 기점으로 향후 적용 품목 등을 확대하고자 한다.

제2절 연구 내용 및 방법

1. 연구 내용

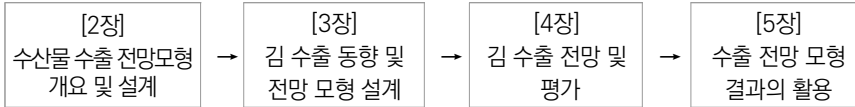
본 연구의 대상은 우리나라 전체 수산물 수출 품목 중 최상위 수출 실적을 기록하고 있는 김 품목을 대상으로 한다. 단, 우리나라 김의 對세계 수출뿐만 아니라 대상 국가별(일본, 중국, 미국), 품목별(조미김, 마른김)로도 분석을 수행한다. 이와 같은 이유는 세분화된 김 시장의 특징이 본 모델을 통해서 효과적으로 전망이 도출되는지를 살피기 위함이다.

〈표 1-1〉 주요 연구 범위

우리나라 김 수출 전망	
전체	세계 시장
대상 국가	일본, 중국, 미국
대상 품목	조미김, 마른김

연구 절차는 2장을 통해 수산물 수출 전망모형의 개요를 살피고, 3장에서는 본 과업의 주요 품목인 김을 대상으로 수출 구조 및 동향과 모형 설계에 대해 다룬다. 4장에서는 설정된 모형을 중심으로 전망 및 평가를 수행하고, 모형별 결과를 비교한다. 5장에서는 연구 결과의 활용과 관련해서 언급할 예정이다.

〈표 1-2〉 연구 절차



2. 연구 방법

본 연구에서는 김 수출 동향에 대한 파악은 물론, 주요 변수와 수출 간의 관계를 살피고, 딥러닝 접근방법을 접목할 예정이다. 딥러닝 접근법의 경우 수출을 레이블로 두고 학습시키는 지도학습(Supervised learning)을 따를 예정이며, 순환신경망(Recurrent Neural Network)에 장기기억(Long-term memory)을 담당하는 셀 상태(Cell state)를 추가한 LSTM 모형과 게이트(Gate)는 LSTM보다 하나 작지만 유사한 성능(Performance)을 보이는 것으로 알려진 게이트 순환 유닛(Gated Recurrent Unit) 방법을 활용한다. 추가로 의사결정나무(Decision Tree) 기반 랜덤포레스트(Random Forest) 접근법 역시 활용한다.

- ① LSTM(Long Short Term Memory) : 딥러닝 분야에 사용되는 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Networks)이며, 시간이 흐름에 따라 학습 능력이 저하되는 장기 의존성 문제 해결을 위한 장기 메모리 모델(입력, 출력, 삭제 등 3개의 게이트)
- ② GRU(Gated Recurrent Unit) : 게이트가 3개인 LSTM과 달리 GRU는 2개의 게이트를 갖고 있으며 전반적으로 LSTM과 비슷한 성능
- ③ RF(Random Forest) : 앙상블 머신러닝 방법으로 훈련 데이터 외 데이터에 적응하지 못하는 오버피팅 문제 해결을 위해 사용되는 방법으로 데이터 학습을 통해 예측한 결과를 바탕으로 의사결정트리를 통해 예측

제3절 선행연구 검토

1. 계량경제학적 접근

수산물 수출과 관련한 선행연구는 대부분은 계량경제학적 접근(패널 모형, 시계열 모형)을 따르고 있다. 주로 이루어지는 연구는 주요국 대상 수출 결정요인 분석, 주요 품목별 수출 결정요인 분석 등이 이루어지고 있다.

패널 모형의 경우 임설매 외(2016)는 ASEAN 국가에 대한 한국의 수산물 수출 결정요인 분석을 통해 수출전략 및 다각화 전략 수립에 기여하고자 하였다. 아세안 국가 중 수출이 많은 베트남과 태국을 선정하여 해당 국가에 대한 한국, 일본, 중국의 상대적 시장집중도지수(RMI Index)를 추정하여 비교우위를 분석하였다. 또한, 하우스만 검정 결과에 따라 고정효과 모형을 이용한 패널회귀분석 결과를 제시하였으며 분석 결과, 1인당 실질 GDP, 경제 규모, FTA 체결 여부는 대아세안 수산물 수출에 긍정적인 영향을 주는 가운데, 수산물 상대가격지수는 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

김규민 외(2018)는 시계열 모형을 활용하여 대미 수산물 수출에 대해 FTA 체결효과와 결정 요인별 영향을 계량적으로 분석하고자 하였다. 설명변수로 국내 수산물 총생산량을 추가하여 국내 수산업의 생산력을 반영하였으며 미국 수산물 시장가격을 활용한 상대 수출가격 변수를 도입하여 수입국 시장가격을 직접적으로 비교하고자 하였다. 또한, 연구의 동태성을 반영하기 위해 기존 연구와 달리 분기별 자료를 이용하였다. 기존의 연구와 동일하게 FTA 체결 여부가 수산물 수출 영향요인으로 도출되었으나 대미 수산물 수출에는 실질 환율이 가장 중요한 요인으로 도출되었다.

한기욱 외(2021)는 주요 3개국(일, 중, 미) 수산물 수출 결정요인 분석을 위해 분석가능한 주요 변수를 도출하였다. 주요 검토 요인 중 생산 요인은 한국 수산물 생산량, 수입 수요 요인은 대상국의 1인당 실질 GDP, 가격 요인은 상대가격 지수, 환율 요인은 실질 환율, 정책 요인은 글로벌 구조(Dummy), 유가 요인은 유가가 활용되었다. 계절성을 조절하고, 단위근 검정을 수행한 이후 공적분 검정 및 공적분 회귀 분석 결과, 일본으로의 수출은 국내 수산물 생산량 및 1인당 GDP, 중국은 상대가격 및 환율, 미국은 1인당 GDP 및 상대가격이 주요한 영향요인으로 분석되었다.

〈표 1-3〉 계량경제학적 접근을 따른 수산물 수출 전망모델

수산물 수출 관련 전망 모델(시계열, 패널)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
수산물 수출 전망 모델			
1	-과제명: International Competitiveness: Implications of New International Economics -연구자(년도): McCorriston, S. and Sheldon(1994) -연구목적: 김, 오징어, 미역 수출 전망 모델 구축	-커널밀도함수 추정 (Kernel Density Function) -패널회귀분석 (Gravity Model)	-수산물 수출 동향 -수산물 수출 결정요인 분석 -수산물 수출 전망 * 사용변수: 수산물 생산량, 수출가격, 1인당 GDP, 환율, FTA(Dummy)
2	-과제명: Combining forecasts to enhance fish production prediction: The case of coastal fish production in Morocco -연구자: Bouras, D.(2015) -연구목적: 모로코의 연안어류 (Coastal Fish) 생산량 증가분 (gain) 예측	-ARIMA 모델 -GARCH 모델 -CensusX11 모델	-2000년~2010년 월별 수산물 생산량 데이터 구축 -개별 모델의 생산량 증가분(gain) 예측 결과와 3가지 복합모델의 생산량 증가분(gain) 예측 결과 간의 정확도 비교 * 사용 변수: 모로코의 Benthic, Pelagic 수산물 생산량 (Benthic Fish Production, Pelagic Fish Production)

수산물 수출 관련 전망 모델(시계열, 패널)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
3	-과제명: Forecasting Fresh Water and Marine Fish Production in Malayisa using ARIMA and ARFIMA Models -연구자: Mah, P. J. W., Zali, N. N. M., Ihwal, N. A. M., & Azizan, N. Z. (2018) -연구목적: 말레이시아의 해양 수산물 수출 전망모델 구축	-ARIMA, ARFIMA 모델 (시계열 모형)	-1950년~2015년 말레이시아 수산물 생산량에 대한 시계열 자료 구축 -예측모형 구축 후 나머지 2004년~2015년 자료로 이용한 모델 검증 * 사용 변수: 수산물 생산량
4	-과제명: Forecasting weekly salmon prices: Risk management in fish farming -연구자: Guttormsen, A. G. (1999) -연구목적: 주별 연어 생산자 가격지수 예측	-Classical Additive Decomposition (CAD) -Holt Winters Exponential Smoothing(HW) -ARIMA 모델 -VAR 모델	-주별 연어가격 예측 모델 제시 -여러 모형 간의 예측 정확도 평가 * 사용 변수: kg당 연어 가격
5	-과제명: 한국의 대ASEAN 수산물 수출결정요인에 관한 연구 -연구자(년도): 임설매, 김기수 (2016) -연구목적: 대ASEAN 수산물 수출 결정요인 분석 및 수출전략 수립	-고정효과모형	-수산물 수출입 동향 -국가 간 시장비교우위 구조분석 -수산물 수출 결정요인 및 영향 분석 * 사용변수: 수산물 수출액, 1인당 실질GDP, 수산물 상대가격, 실질 GDP, 실질환율, FTA(Dummy)
6	-과제명: 대미 수산물 수출에 관한 한-미 FTA 효과 및 수출 결정요인 분석 -연구자(년도): 김규민, 김도훈 (2018) -연구목적: 대미 수산물 수출에 관한 FTA 체결 및 결정요인 영향 분석	-공적분 회귀분석 (Cointegration Regression, FMOLS)	-수산물 수출 결정요소 분석 -한-미 FTA 효과 및 수출 결정요소 영향 분석 * 사용변수: 수산물 수출량, 미국 1인당 실질소득, 실질환율, 수산물 수출 상대가격, 국내 수산물 생산량, FTA(Dummy)

수산물 수출 관련 전망 모델(시계열, 패널)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
농산물 수출 전망 모델			
7	-과제명: FASAL: an integrated approach for crop assessment and production forecasting -연구자: Parihar, J. S., & Oza, M. P. (2006) -연구목적: 파종 전 농작물(쌀, 밀, 사탕수수, 감자, 목화) 수확량 예측	-선형 회귀모형 (linear regression)	-파종 전 여러 가지 변수를 통해 농작물 생산량 예측모형 구축 * 사용 변수: 지역별 강수 분포, remote sensing data (광학, 전자기파), temporal remote sensing data (농작물 성장정도 측정)
8	-과제명: Forecasting of wheat production in Haryana using hybrid time series model -연구자: Devi, M., Kumar, J., Malik, D. P., & Mishra, P. (2021) -연구목적: 인도 하리아나 지역의 밀 생산량 예측	-Hybrid 방법론 제시 -ARIMA 모델 -인공신경망(ANN)	-1980년~2019년 밀 생산량 데이터 구축 -1980년~2015년 데이터 기반으로 모형 개발, 2016년~2018년 데이터로 예측모형 검증 -linear 예측은 ARIMA모형, non-linear 예측은 ANN이 하는 hybrid 모형 개발 *사용 변수: 하리아나 지역의 기간 내 주별 밀 생산량
기타 수출 전망 모델			
9	-과제명: Bayesian VAR모형을 이용한 정보통신산업 수출전망 연구 -연구자(년도): 최종일 외 (2016) -연구목적: 정보통신산업 수출전망 모형 구축	-BVAR(Bayesian Vector Autoregressive) 모델 -평방근평균제곱오차(Root Mean Squared Error; RSME) 평가	-이론검토(선행연구) -모형구조 및 추정방법 검토(변수 선정 및 예측력 비교) * 사용변수: ICT 수출액, ICT 수출가격지수, 환율, 소득, 북미반도체 제조업체 수주액, 계절성(Dummy)
10	-과제명: 국가별·경제권별 수출결정요인 분석을 통한 수출전망모형 구축 연구 -연구자(년도): 홍성욱 외 (2017) -연구목적: 우리나라 수출의 중·장기 전망모형 개발	-불완전대체모형(Imperfect Substitutue Model, 탄력성 접근) -패널공적분모형(Panel Cointegration Regression, FMOLS)	-수출 구조 및 동향 분석 -수출 결정요인 분석 -수출 중기 전망 * 사용변수: 실질GDP, 실질소득, 수출입가격, 소비자물가, 국제유가 직접투자금액, 환율, FTA(Dummy)

수산물 수출 관련 전망 모델(시계열, 패널)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
11	-과제명: 수출 급변동 조기예측 모형: 코로나19 사례를 중심으로 -연구자(년도): 송민기(2022) -연구목적: 우리나라 수출입 물 량 및 금액 조기예측	-임의보행(Random walk) 모형 -ARIMA 모델	-월별 수출물량, 수출금액 조기예측 -분기별 실질 재화수출 조기예측 * 사용변수: 국제유가, 수출금액, 수출물량
12	-과제명: Shocks to fish production: Identification, trends, and consequences -연구자: Gephart, J. A., Deutsch, L., Pace, M. L., Troell, M., & Seekell, D. A.(2017) -연구목적: 사회, 경제, 환경 등 여러 요인으로 발생하는 충격 (Shock)이 수산물 생산량에 미치는 영향 분석	-Pattern analysis -Trend analysis -Statistical Shock Detection Approach	-1976년~2011년까지 데이터, 4건의 실증사례를 통해 충격 (Shock)과 연관된 사회·정치적 Dynamics 발견 -각국의 충격(Shock) 대응방식 분석 * 사용 변수: shock 데이터, 수출/ 수입량 데이터
13	-과제명: Forecasting Climate Impacts on Future Production of Commercially Exploited Fish and Shellfish -연구자: Hollowed, A. B., Beamish, R. J., Okey, T. A., & Schirripa, M. J. (2008) -연구목적: 기후변화가 미래 수 산물 생산량에 미치는 영향 분석	-품목별, 국가별 정성 분석	-수산물 상품별, 국가별로 환경을 중심으로 한 영향요인 파악 및 정리 * 사용 변수: 국가별 수산물 품목에 영향을 미치는 다수의 환경 변수 (수온, 바람, 해류 등)

자료 : 저자 작성

2. 딥러닝 접근

딥러닝(Deep learning)을 활용한 전망모델은 생산 또는 가격 예측 등에 주로 활용되고 있다. 가격의 경우 황강석 외(2012)는 인공신경망을 활용한 고등어의 위판가격 변동 예측 연구를 통해 불규칙하게 변동하는 고등어의 위판단가를 예측하고자 하였다. 연구를 위해 부산 공동어시장의 일일 고등어 위판량과 위판가격을 기초자료로 사용하였고 인공신경망(ANN)을 활용하여 위판가격 예측을 시도하였다. 연구에서는 일별 자료가 한정적인 상황이라 가상변수를 만들어 비선형 인공신경망 기법을 활용하였고 위판량이 위판가격에 더 많은 영향을 주는 것으로 조사되었다. 예측모형의 고도화를 위해서는 기후 변화, 해양환경 등 다양한 변수에 대한 고려가 필요함을 강조하였다.

황수진 외(2020)는 LSTM(Long short term memory) 알고리즘 활용 예측 모델 구축을 통해 해상운임을 예측하고자 하였다. 연구에서는 동일 변수를 활용하여 DNN 기반 모델과 LSTM 기반 모델과의 비교를 통해 시계열 분해 성분을 입력변수로 활용할 경우 성능이 개선되는 것을 확인하였다. 또한 관측 및 예측 고도화를 위해서는 산·학·연 공동 연구 추진 및 협의회를 구성하여 알고리즘을 고도화하고 지속적인 정보제공 서비스 체계가 마련되어야 하는 것을 강조하였다.

해외의 경우 Emmanuel Dave 외(2020)는 인도네시아 수출 예측을 위해 시계열 데이터 예측을 위해 많이 사용되고 있는 ARIMA 모델과 딥러닝 기법인 LSTM 각각의 장점은 살리고 단점을 보완한 Hybrid Model을 구축하고자 하였다. 연구를 통해 ARIMA 및 LSTM 모형의 결합에 따른 모형 정확도 향상을 증명하고자 했다.

Mei-Li Shen 외(2021)은 딥러닝 기법인 LSTM과 ARIMA, VAR/VECM 등 여러 예측 모델을 활용하여 주요 국가별 수출입액을 전망하고 방법론별 예측력을 검정하고자 하였다. 연구를 통해 모델의 예측력을 높이기 위해서는 수출입액 외에도 여러 관점에서의 효과를 측정할 수 있는 다양한 변수들을 활용한 딥러닝 기법 개발의 중요성을 강조하였다.

생산 부문의 경우 천성훈 외(2021)는 인공지능망 모형을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구를 통해 양식어장의 환경을 고려한 단수 예측 모형을 구축하고자 하였다. 인공지능망 모형의 평가를 위해 다중회귀모형을 비교모형으로 설정하였으며, 분석 결과 인공지능망 모형은 6개 모형 중 3개 모형에서 더 우수한 예측력을 보였다. 연구를 통해 어장 환경 데이터베이스 활용도 제고를 위해서는 더욱 정밀하고 장기적인 관측이 필요함을 강조하였다.

이 외에도 김수현(2020)은 딥러닝을 활용한 거시경제 및 금융 분석 및 예측 연구를 통해 환율, 수출액 등 거시경제변수에 대한 예측 모델로서 딥러닝 기법의 가능성을 검토하고자 하였다. 연구를 통해 딥러닝 기법이 변수의 특성에 대한 고려가 부족할 경우 예측력이 크게 떨어지는 문제를 확인하였다. 기존에 사용되고 있는 계량경제학적 예측 방법론의 한계를 보완하기 위해 분석 목적에 적합한 다양한 딥러닝 기술 개발의 필요성을 강조하였다.

〈표 1-4〉 딥러닝 접근을 따른 수산물 수출 전망모델

수산물 수출 관련 전망 모델(딥러닝)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
수산 부문 전망 모델			
1	-과제명: International Competitiveness: Implications of New International Economics -연구자(년도): McCorriston, S. and Sheldon(1994) -연구목적: 김, 오징어, 미역 수출 전망 모델 구축	-딥러닝(LSTM)	-수산물 수출 동향 -수산물 수출 결정요인 분석 -수산물 수출 전망 * 사용변수: 수산물 생산량, 수출가격, 1인당 GDP, 환율, FTA(Dummy)
2	-과제명: Developing an Ensembled Machine Learning Prediction Model for Marine Fish and Aquaculture Production -연구자: Rahman, L. F., Marufuzzaman, M., Alam, L., Bari, M. A., Sumaila, U. R., & Sidek, L. M. (2021) -연구목적: 머신러닝 기법을 활용하여 더욱 정확한 어획량 (fish landing) 예측	-머신러닝(Linear, Gradient Boosting, Random Forest regression)	-말레이시아의 지역별 기후지표를 기반으로 한 어획량(fish landing) 예측 -3가지 유형(해수, 염수 민물)으로 어류 구분 -과거 20년간의 기후지표와 어획량(fish landing)과의 관계 분석 * 사용 변수: 지역별 습도, 해수/염수 /민물 fish 생산량, 온도, 강수량
3	-과제명: A Comparison on Statistical Methods and Long Short Term Memory Network Forecasting the Demand of Fresh Fish Products -연구자: da Fonseca Marques, R. A. (2020) -연구목적: LSTM 모델을 활용한 전갱이(Horse mackerel), 도미(Gilt-head bream), 농어(Sea bass) 수요(kg's sold) 예측	-ARIMA 모델 -딥러닝(LSTM)	-기존 ARIMA 가격모형과 예측 정확도 비교 * 사용 변수: 각 품목의 수요 (kg's sold)

수산물 수출 관련 전망 모델(딥러닝)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
4	-과제명: 인공지능경망을 활용한 고등어 위판가격 변동 예측 -연구자(년도): 황강석 외 (2012) -연구목적: 인공지능경망을 활용 한 고등어 위판 가격 예측 모델 구축	-딥러닝(ANN) -계층형 네트워크 -오차 역전파법 -기여도 지수	-변수설정 -위판량 및 위판가격 전망 * 사용변수: 일일 고등어 위판량 및 위판가격
5	-과제명: 인공지능경망을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구 -김 양식을 중심으로 - -연구자(년도): 천성훈 외 (2021) -연구목적: 인공지능경망을 활용한 김 양식 단수 전망 모형 구축	-딥러닝(ANN) -다중회귀모형	-이론검토(선행연구, 방법론) -김 수급 동향 검토 -예측모형 설계 및 추정 -수출액 및 환율 예측 * 사용변수: 월별 김 단수, 기상변수 (강수량, 풍속, 일조량 등), 해황 변수(수온, 산소량 등)
6	-과제명: 인공지능경망을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구 -김 양식을 중심으로 - -연구자(년도): 천성훈 외 (2021) -연구목적: 인공지능경망을 활용한 김 양식 단수 전망 모형 구축	-딥러닝(ANN) -다중회귀모형	-이론검토(선행연구, 방법론) -김 수급 동향 검토 -예측모형 설계 및 추정 -수출액 및 환율 예측 * 사용변수: 월별 김 단수, 기상변수 (강수량, 풍속, 일조량 등), 해황 변수(수온, 산소량 등)
농산물 부문 전망 모델			
7	-과제명: Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications -연구자: Elavarasan, D., & Vincent, P. D. (2020) -연구목적: 농작물이 자라나는 환경 데이터를 이용한 농산물 생산량 예측	-RNN 계열 모델과 강 화학습 (Reinforcement learning)을 통합한 a Deep Recurrent Q Network 모델	-농작물 생산량 예측 -농작물이 자라나는 환경 데이터 가공 처리 * 사용 변수: 토양과 최종 생산물에 포함된 화학물질의 함량, 기후, 날씨 정보

수산물 수출 관련 전망 모델(딥러닝)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
8	-과제명: Analysis of agricultural exports based on deep learning and text mining -연구자: Xu, J. L., & Hsu, Y. L. (2022) -연구 목적: 뉴스기사의 단어를 이용한 농업 수출량 예측	-텍스트마이닝 (Word2Vec, TF-IDF) -딥러닝 (AETS-LSTM)	-농업 수출량 예측 -수출량의 증감 예측력 파악 * 사용 변수: 뉴스기사의 TH-IDF 점수에 따른 단어 Vector
	-과제명 : Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning -연구자: Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Hartling, S., Esposito, F., & Fritschi, F. B. (2020) -연구 목적 : 고화질 항공사진을 이용하여 완두콩 생산량 예측	-딥러닝(DNN)	-완두콩(soybean) 생산량 예측 * 사용 변수: 사진 데이터의 RGB 값을 기반으로 만든 여러 가지 식생 지수(Vegetation index), 온도 지표, Texture 지표
기타 전망 모델			
9	-과제명: 인공지능기반 해상운임예측 연구 -연구자(년도): 황수진 외 (2020) -연구목적: 해운기업의 데이터 기반 영업전략 수립을 위한 인공지능기반 해상운임예측모델 구축	-딥러닝(LSTM) -딥러닝(DNN) -평방근평균제곱오차 (Root Mean Squared Error; RSME) 평가	-데이터 및 변수 선정 -순환신경망 모델 구조 분석 및 구축 -운임 예측 * 사용변수: 선형별 운임, 용선료, FFA가격
	-과제명: 딥러닝을 활용한 거시경제 및 금융 변수의 분석 및 예측 -연구자(년도): 김수현(2020) -연구목적: 거시경제변수 예측 목적의 딥러닝 기법 적용 가능성 검토	-VAR 모델 -딥러닝(양상불 학습) -딥러닝(베이지안 딥러닝)	-이론검토(선행연구) -모형구조 및 추정방법 -수출액 및 환율 예측 * 사용변수: 환율, 수출액
10			

수산물 수출 관련 전망 모델(딥러닝)			
구분	연구목적	연구방법	주요연구내용
11	-과제명: Forecasting Indonesia Exports using Hybrid Model ARIMA-LSTM -연구자(년도): Emmanuel Dave et al.(2020) -연구목적: 거시경제변수 예측 목적의 딥러닝 기법 적용 가능성 검토	-ARIMA 모델 -딥러닝(LSTM)	-이론검토(선행연구) -모형구조 및 추정방법 -수출액 예측 * 사용변수: 환율, 수출입액
12	-과제명: Effective multinational trade forecasting using LSTM recurrent neural network -연구자(년도): Mei-Li Shen et al. (2021) -연구목적: 딥러닝을 포함한 방법론별 주요국 수출액 예측력 검증	-ARIMA 모델 -VAR/VECM 모델 -딥러닝(LSTM)	-이론검토(선행연구, 방법론) -모형구조 및 추정방법 -월별 국가별 수출입액 예측 * 사용변수: 수출입액
13	-과제명: Building Energy Consumption Prediction: An Extreme Deep Learning Approach -연구자: Li, C., Ding, Z., Zhao, D., Yi, J., & Zhang, G. (2017) -연구 목적: 건물 에너지 소비 예측	-딥러닝(SAE; Stacked Auto Encoder) -머신러닝(Backward Propagation Neural Network, Support Vector Regression, the Generalized Radial Basis Function Neural Network, Multiple Linear Regression)	-건물 내 소비되는 에너지 소비 예측 -여러 머신러닝 방법론들과 비교를 통한 검증 * 사용 변수: 30분, 60분 단위의 건물에너지 소비량

자료 : 저자 작성

3. 본 연구의 차별성

본 연구는 기존 시계열/패널 연구 및 머신러닝/딥러닝 연구 등에서 가지는 한계를 복합적으로 고려하여 극복하고자 하였다. 특히 시계열/패널 연구의 경우 수출 결정요인 분석에 그치고, 전망으로까지 나아가지 않는 경우가 많았다. 이에 본 연구에서는 이러한 주요 결정요인을 중심으로 딥러닝을 활용하여 전망까지 가능한 구조로 만들어내고자 하였다. 이외 기존 연구 접근법과 본 연구 접근법의 차별성을 아래와 같이 정리하였다.

Ⅰ 기존 시계열 연구와의 차별성

- ① 상대적으로 자유로운 모형 설정: 시계열 분석 모델의 경우 경제학 이론에 입각하여 모형을 설정하게 됨에 따라 다양한 변수를 활용하는 데 어려움이 존재. 딥러닝 모형은 상대적으로 자유로운 변수 구성이 가능하며, 과거 추세 등을 변수로 활용함으로써 설명하기 어려운 상황을 모델에 반영
- ② 전망치의 변동성 완화: 딥러닝 모형은 학습의 개념이 반영되어있으므로, 데이터가 쌓여갈수록 모형의 안정성이 확보
- ③ 신속한 결과 도출 및 활용: 통계적으로 유의한 결정요인을 중심으로 해석하던 시계열 연구와는 달리, 다양한 변수들의 복합적인 관계를 반영하여 산출된 결과를 즉시 활용 가능

Ⅰ 기존 머신러닝/딥러닝 연구와의 차별성

- ① 예측모형의 다양성 확보: 기존 머신러닝 위주의 연구 모형에서 탈피하여 딥러닝 방법론의 적용가능성을 탐색하고 모형의 다양화를 달성하여 종합적으로 판단을 내릴 수 있는 근거를 마련

② 수출 부문의 접목 가능성 탐색: 생산 및 가격과 관련된 연구 중심에서 수출에 해당 모델의 접목가능성을 탐색하고, 수출 지표가 고유하게 가지고 있는 패턴을 발견하여 수출치를 전망하는 수출 적합 모형 설계가 가능

02

수산물 수출 전망모형의 개요 및 설계

KMI 해외시장분석센터는 정책 수요 등의 이유로 우리나라 수산물 수출 전망치를 산출해내거나 이슈별 영향력 계측을 하는 노력이 요구되고 있다. 이러한 정책적 수요에 대응하기 위해 장기적인 전망치의 경우 시계열 모형 (ARIMA 모형 등) 등을 복합적으로 활용해 산출해내거나, 이슈별 영향력 계측은 계량경제학적 접근(공적분 검정, VAR 모형)을 통해 대응해왔다. 다만, 분석에 활용되는 거시 지표 데이터를 중심으로 공통적인 단위를 맞추는 과정에서 데이터 분석 포인트(분기별)가 줄어들게 되고, 이는 모형의 안정성을 저해하는 요인으로 작용하였다. 이에 수출 전망을 위해 다양한 연구방법론에 대한 수요가 있었으며, 빠르고 안정적인 결과를 도출하는 방법에 대한 관심이 증대되었다. 더불어, 설명하기 어려운 수출 시장 상황을 반영할 수 있는 실용적인 모형이 요구되었다. 이에 딥러닝을 활용하는 예측 방법은 이러한 기존 수출 전망 운영체계의 한계를 보완해줄 수 있을 것으로 기대되며, 본 연구에서 해당 접근법의 접목 가능성을 살펴보게 되었다.

〈표 2-1〉 KMI 해외시장분석센터 수출 전망모델 운영 방안



제1절 계량경제 수출 전망모형의 개요

1. 시계열 분석 모형 개요

개인, 가구, 기업 국가 등의 특정 개체 현상이나 특성을 시간 순으로 기록해 놓은 것을 시계열 데이터(Time series data)라 한다. 예를 들어 우리나라의 김 수출을 연도별로 기록한 것은 시계열 데이터에 해당된다.

한편, 본 연구와 같이 우리나라의 김 수출을 전망하는 것은 시계열 분석이라 볼 수 있다. 시계열 분석은 김 수출 실적의 추세만을 고려한 ARIMA 등의 형태도 있지만, 수출 결정요인 분석과 같은 회귀모형을 활용하는 경우도 있다. 다만, 시계열 분석의 경우 개체가 여러 개인 경우, 개별 개체의 고유 특성을 고려하여 분석을 진행하지 못한다는 한계가 있다.

2. 패널 분석 모형 개요

시계열 데이터와 횡단면 데이터를 하나로 묶은 것을 패널 데이터(Panel data)라 한다. 패널 데이터는 여러 개체의 현상이나 특성을 관측 시점별로 기록해 놓은 것을 말한다. 예를 들어 우리나라의 김 수출을 연도별로 기록한 것은 시계열 데이터이고, 2022년 전 세계 각국의 김 수출을 기록한 것은 횡단면 데이터이며, 전 세계 각국의 김 수출을 연도별로 기록한 것은 패널 데이터가 된다. 우리나라 전체 수산물에 대한 수출을 전망하는 데 있어, 각 국가의 특성을 고려하게 되면 이는 패널 분석 모형이 될 수 있다. 한편으로, 우리나라 전체 김이 아닌 조미김, 마른김 각각의 고유한 특성을 고려하여 분석하는 경우도 이에 해당된다. 전반적으로 패널 모델을 구축하여 전망하는 것이 품목별 특성을 고려하지 않은 모형에 비해 바람직할 수 있을 것으로 판단할 수 있으나, 실제 분석에 있어 품목별 데이터를 모두 구성하여 분석하는 게 쉽지 않다는 점에서 어려움이 있다.

제2절 딥러닝 수출 전망모형의 개요

1. 딥러닝 수출 전망모형 개요

기존 계량 방법론을 활용한 분석은 예측 결과에 대해 설명이 가능하다는 장점이 있으나 다양한 요인이 수출에 영향을 미칠 경우 모형의 안정성이 떨어지는 한계가 있다. 또한 산발적으로 발생하는 이슈를 순간순간 반영하여 전망치를 산출해내고 고도화를 위해서는 연구자의 많은 노력과 시간이 필요하다.

반면 딥러닝 모형은 안정적이고 충분한 데이터만 주어진다면 자체 학습을 통해 모형 자체의 예측력을 높일 수 있는 장점이 있다. 이는 딥러닝 모형은 인간의 두뇌 작동 방식을 기반으로 모델링했기 때문이다.

일반적으로 뉴런 세포는 전달 신호 강도가 일정 수준을 넘어야 신호를 전달하며 정보를 처리한다. 인공신경망 모형에서는 뉴런 세포들이 서로 상호작용하며 신호를 전달하는 것처럼 정보를 처리하는 과정을 표현한다. 독립변수와 종속변수 간 선형적 관계를 함수로 표현한 회귀 분석 모형은 구조가 비교적 단순하여 모수 추정이 용이하다. 그러나 인공신경망은 회귀 분석 모형과 달리 복잡한 비선형 관계를 갖기 때문에 같은 방식으로는 최적값을 찾기 힘들다. 따라서 실측치와 예측치 간 오차를 이용해 가중치 갱신하는 알고리즘을 통해 최적 가중치를 구하게 된다.

딥러닝의 학습 방법은 크게 지도학습(Supervised learning)과 비지도학습(Unsupervised learning)으로 나눈다. 지도학습은 데이터 학습을 통해 새로운 데이터에 레이블을 매기는 방법을 파악하게 하는 방법을 의미하며 비지도학습은 지도학습과 다르게 레이블을 갖지 않은 데이터를 활용해 숨

겨진 패턴을 찾는 방법이다. 지도학습은 문제 유형에 따라 구분할 수 있게 되는데 예측하려는 값이 수치형일 경우에는 회귀문제, 범주형일 경우는 분류 문제라고 구분한다.

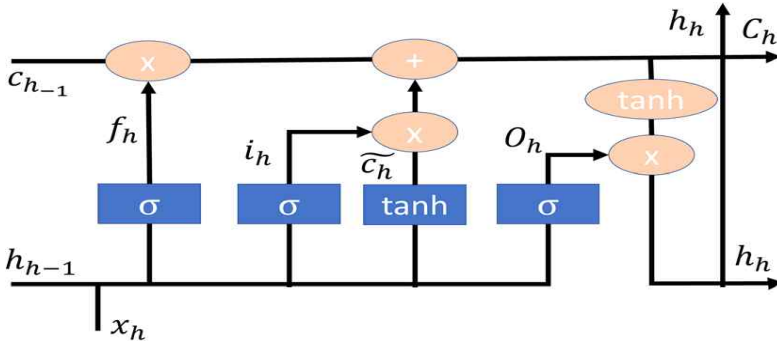
2. 딥러닝 수출 전망모형 방법론(LSTM, GRU, RF)

순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)은 슈미트 후버(Jurgen Schmidhuber) 교수가 1992년 발표한 이론이다. 해당 이론은 전기($t-1$)의 출력값이 해당 기준 시점(t)의 입력값이 되고 해당 출력값이 다음 기($t+1$)의 입력값으로 연결되는 신경망을 의미한다. 순환신경망은 일반적으로 시간 순서를 고려하며 시계열 데이터를 처리하고자 할 때 활용된다. 순환신경이 다층 퍼셉트론과 갖는 차이점은 정보 순환 에지가 있다는 점이다. 셀은 은닉층에서 결과를 내보내는 역할을 하는 노드를 말하며 출력되는 셀은 은닉상태라고 한다.

셀은 메모리 즉, 과거의 값을 기억하는 역할을 하는데 RNN에서는 짧은 시계열에서만 효과가 있고 시간이 흐름에 따라 성능이 저하되는 장기 의존성 문제를 갖는다. 시계열 기간이 늘어날수록 예전 데이터가 중요함에도 불구하고 해당 정보는 영향력이 줄어들 수밖에 없고 정확한 예측이 어려울 수 있다. 이러한 장기 의존성 문제 해결을 위해 LSTM과 GRU가 개발되었다.

LSTM은 RNN(Recurrent Neural Network)의 기울기 소실 문제(Vanishing gradient problem), 즉 장기 기억력을 갖지 못하는 단점을 보완하여 장·단기 기억이 가능한 방법론이다. LSTM은 셀 구조를 갖고 있으며 셀은 각 게이트와 함께 작용하며 필요한 정보는 저장하고 그렇지 않은 정보는 지운다. 게이트는 입력 게이트(input gate), 망각 게이트(forget gate), 출력 게이트(output gate)로 구분된다. 입력 게이트는 신규 정보들 가운데 저장이 필요한 정보를 정하고 망각 게이트는 어떠한 정보를 버릴 것인지 그리고 출력 게이트에서는 어떠한 정보를 내보낼지 정하는 역할을 한다.

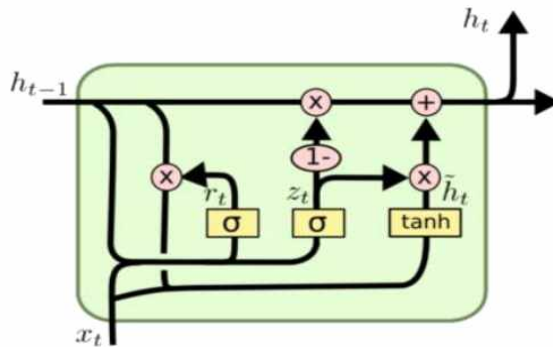
〈그림 2-1〉 LSTM 모델 셀 구조



자료 : Jia-Lang Xu 외(2021) 재인용

GRU는 LSTM의 복잡한 구조를 좀 더 단순화한 모델로 파라미터가 더 적어 연산 비용도 적게 들고 모델도 간단해 계산 속도가 빠르다. LSTM에서는 출력 게이트, 삭제 게이트, 입력 게이트와 같이 세 가지 게이트가 존재했다면 GRU는 업데이트 게이트(Update gate)와 리셋 게이트(Reset gate)의 두 가지 게이트가 존재한다. 업데이트 게이트는 이전의 기억을 얼마나 유지 시킬지 결정하는 역할을 하고 리셋 게이트는 이전 기억을 얼마나 잊어야 하는지 결정하는 역할을 한다.

〈그림 2-2〉 GRU 모델 구조



자료 : J.X. CHEN 외(2019) 재인용

제3절 계량경제 모형과 딥러닝 모형의 장단점 검토 —

1. 계량경제 모형의 장점 및 단점

시계열 데이터 및 횡단면 데이터와 비교했을 때 패널 데이터의 장점은 다음과 같다. 첫째, 횡단면 데이터는 여러 개체를 특정 시점에서 정적인 관계만 추정할 수 있는데 반해 패널 데이터는 동적 관계를 추정할 수 있다. 둘째, 개체들의 관찰되지 않는 이질성(unobserved heterogeneity) 요인을 모형에서 고려할 수 있다. 셋째, 패널 데이터는 시계열데이터나 횡단면 데이터에 비해 변수의 변동성 및 더 많은 정보를 제공하기 때문에 상대적으로 효율적 추정량을 얻을 수 있다. 또한 선형

회귀모형에서는 다중공선성(multi-collinearity) 문제를 완화시킬 수 있다. 하지만 몇 가지 단점도 지니고 있다. 첫째, 데이터 수집상의 어려움이 있다. 특정 개인을 시간의 흐름에 따라 반복적으로 조사하는 경우 결측치가 발생할 가능성이 크다. 둘째, 국가 및 지역 데이터의 경우 해당 그룹 간 상관관계가 존재할 수 있다.

2. 딥러닝 모형의 장점 및 단점

딥러닝 모형의 장점은 높은 예측력에 있다. 딥러닝은 일반적인 계량 방법론에 근거한 모형과 달리 변수의 인과관계보다는 특정 입력값에 최대한 가까워지도록 학습하기 때문에 예측력이 높고 분석에 강하다는 장점이 있다. 또한 딥러닝 모형은 연구자의 개입 없이 스스로 학습 과정을 반복하며 데이터의 양이 많을수록 모형의 정교함은 더 높아진다.

다만, 딥러닝 모형은 높은 데이터 의존도, 과적합 등의 단점이 있다. 딥러닝 모형은 데이터 특징을 모형 내에서 추출하고 습하기 때문에 많은 양의 데이터가 필요하다. 또한 데이터가 불안정할 경우 과적합(Overfitting) 또는 과소적합(Underfitting) 문제가 발생할 수 있다. 과적합은 학습 데이터가 부족하거나 모형의 복잡성으로 인해 발생하는데 모형이 학습 데이터에만 지나치게 적응되어 학습 데이터 외 새로운 데이터에 대해서는 예측하지 못하는 문제이다. 반대로 과소적합은 학습 데이터가 충분하지 않거나 모형이 지나치게 단순화되어 있어 발생하는 문제이다.

03

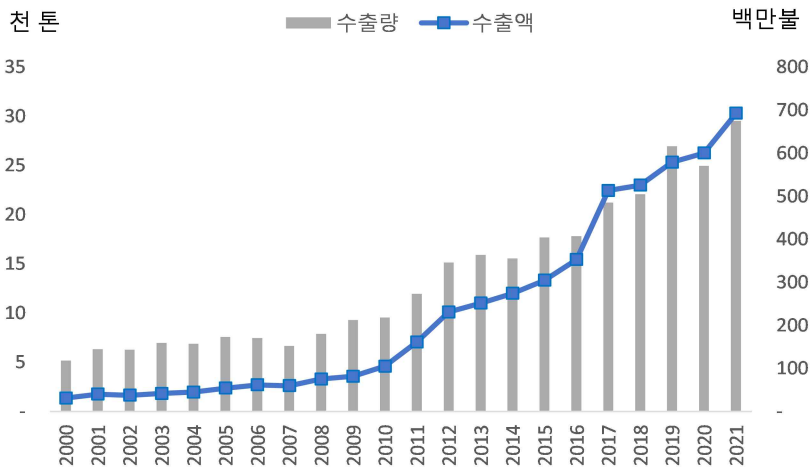
김 수출 동향 및 전망모형 설계

제1절 김 수출 구조 및 동향

1. 전체 수출 구조 및 동향

우리나라 김의 對세계 수출 실적은 2000년 3,100만 달러에서 2021년 6억 9,300만 달러로 연평균 15.9%의 빠른 증가율을 보이고 있다. 특히 2010년대 이후 빠른 성장이 이루어지고 있으며, 이는 세계적인 김 인지도 향상 등에 따른 결과로 풀이되고 있다. 또한 수출 증대 과정에서 수출가격이 상승한 것을 확인할 수 있는데, 이는 마른김 중심의 수출 구조에서 조미김 위주의 수출 구조로 변모하고 있기 때문이다.

〈그림 3-1〉 우리나라 김 수출 실적 추이



자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

우리나라 김 수출 국가 수는 시장개방 확대, 한류 등에 따른 인지도 향상 등으로 주요국 중심 수출 구조에서 최근에는 다양한 국가로의 수출을 활성화하고 있다. 2000년대까지만 해도 김 수출국은 31개국에 불과했으나 2021년에는 114개국으로 크게 시장이 확대된 것을 확인할 수 있다.

〈표 3-1〉 우리나라 김 수출 국가 수 추이

구분	2000	2010	2015	2021	단위: 개, %
					연평균 증감율
전체	31	64	96	114	6.4%

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

2. 국가별 수출 구조 및 동향

2021년 기준 우리나라 주요 김 수출 대상국은 미국, 중국, 일본, 러시아, 태국 등으로 상위 5개국의 수출이 전체 수출액의 약 72%를 차지하며 대부분 국가에서 10% 이상의 연평균 성장률을 보이고 있다. 미주지역(미국, 캐나다)과 호주 등 신흥국을 중심으로 간편식 수요 증가에 따른 조미김 수출이 증가하는 양상을 나타내고 있으며, 태국과 러시아¹⁾의 경우 가공용 마른 김을 중심으로 수출 증가세를 보이고 있다. 특히 중국의 경우, 조미김 수출이 크게 증가하면서 2000년 수출 비중 0.6%에서 2021년 20.1%로 우리나라 김 수출의 주요 시장으로 자리매김하고 있다.

〈표 3-2〉 국가별 김 수출 실적 및 비중

단위: 백만 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	31	100.0	105	100.0	305	100.0	600	100.0	693	100.0	15.9
미국	9	27.5	23	22.3	72	23.5	138	23.0	156	22.4	14.8
중국	0	0.6	10	9.5	66	21.8	101	16.8	139	20.1	37.5
일본	11	36.6	35	33.7	51	16.8	133	22.1	114	16.5	11.6
러시아	0	0.1	2	2.4	4	1.5	31	5.2	47	6.8	46.3
태국	1	1.9	14	13.2	38	12.5	42	7.0	43	6.3	22.8
대만	6	20.0	5	4.5	16	5.2	27	4.4	28	4.0	7.4
캐나다	1	3.1	3	3.0	11	3.5	21	3.5	21	3.0	15.9
베트남	-	-	1	0.5	4	1.2	13	2.2	19	2.7	-
호주	0	1.1	2	1.6	6	2.0	13	2.1	15	2.1	19.8
독일	0	0.5	0	0.4	2	0.7	7	1.2	12	1.7	23.3
기타	3	8.8	9	8.8	35	11.3	74	12.4	99	14.3	18.7

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

1) 러시아의 경우 국내 자본이 현지 내 투자되어 가공공장이 운영되고 있음

1) 일본

일본은 2000년 기준 우리나라 김 수출 시장의 36.6% 비중으로 김 수출 1위 국가였으나 2021년 16.5%로 다른 국가에 비하여 수출 증가세가 높지 않았다. 또한, 2000년 마른김 중심으로 수출되던 구조가 2021년 간편식 수요 증가에 따라 조미김 수출이 크게 증가하면서 조미김 수출 비중이 65.3%로 증가한 모습을 확인할 수 있다.

〈표 3-3〉 對일본 품목별 김 수출 실적 및 비중

단위: 천 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	11,343	100.0	35,472	100.0	51,181	100.0	132,911	100.0	114,140	100.0	11.6
조미김	3,012	26.6	25,682	72.4	29,543	57.7	78,073	58.7	74,508	65.3	16.5
마른김	7,401	65.3	9,620	27.1	21,550	42.1	54,697	41.2	39,615	34.7	8.3
기타	929	8.2	171	0.5	89	0.2	141	0.1	17	0.0	-17.4

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

2) 중국

중국은 2021년 전체 김 수출의 20.1%를 차지하고 있으며, 2000년 이후 연평균 37.5%의 증가율을 보이며 우리나라 김 수출 시장에서 괄목할만한 성장세를 나타내고 있다. 특히 2000년 31.8%에 불과하던 조미김 수출 비중이 중국 내 조미김 수요 증가에 따라 2021년 67.2%로 증가하면서 주요 조미김 수출 시장으로 부상하였다.

〈표 3-4〉 對중국 품목별 김 수출 실적 및 비중

단위: 천 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	175	100.0	9,957	100.0	66,422	100.0	100,868	100.0	139,378	100.0	37.5
조미김	56	31.8	8,573	86.1	62,227	93.7	78,978	78.3	93,703	67.2	42.5
마른김	61	34.9	781	7.8	3,976	6.0	21,886	21.7	45,674	32.8	37.1
기타	58	33.3	603	6.1	219	0.3	5	0.0	0	0.0	-24.3

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

3) 태국

태국은 2021년 전체 김 수출의 6.3%를 차지하고 있으며, 가공용 마른김의 주요 수출국으로 나타나고 있다. 특히 2000년에는 조미김 비중 42.1%, 마른김 비중 28.1%의 수출 구조를 보이던 태국은 현지 김 스낵 가공 등에 따라 원물용 마른김 수요가 크게 증가하면서 2021년 마른김 88.4%, 조미김 11.6%로 마른김 중심의 수출 구조로 변화한 것을 확인할 수 있다.

〈표 3-5〉 對태국 품목별 김 수출 실적 및 비중

단위: 천 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	581	100.0	13,910	100.0	38,105	100.0	42,235	100.0	43,418	100.0	22.8
조미김	245	42.1	600	4.3	1,570	4.1	2,325	5.5	5,029	11.6	15.5
마른김	163	28.1	13,310	95.7	36,498	95.8	39,910	94.5	38,379	88.4	29.7
기타	173	29.8	0	0.0	36	0.1	0	0.0	10	0.0	-12.6

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

4) 미국

미국은 2000년 이후부터 우리나라 주요 김 수출국을 유지하고 있으며, 2021년 기준 우리나라 김 수출 1위 국가로 전체 수출액 가운데 22.4% 비중을 차지하고 있다. 특히 미국은 2000년 이후 조미김 수출이 연평균 17.0% 증가하여 2021년 전체 수출액의 93.1%를 차지하는 조미김 중심 수출 구조로, 우리나라 조미김 수출국가 가운데에서도 1위 국가인 것으로 나타났다.

〈표 3-6〉 對미국 품목별 김 수출 실적 및 비중

단위: 천 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	8,539	100.0	23,466	100.0	71,512	100.0	138,005	100.0	155,502	100.0	14.8
조미김	5,326	62.4	20,102	85.7	67,184	93.9	128,219	92.9	144,702	93.1	17.0
마른김	2,814	33.0	3,273	13.9	4,323	6.0	9,667	7.0	10,612	6.8	6.5
기타	399	4.7	91	0.4	5	0.0	120	0.1	187	0.1	-3.5

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

3. 품목별 수출 구조 및 동향

우리나라의 김 수출은 2000년 마른김이 전체 수출액의 53.4%로 과반을 차지하면서 마른김 중심의 수출 구조를 보였으나, 이후 조미김 수출이 연평균 19.4%로 빠르게 증가하여 2021년 전체 수출액의 72.1% 비중을 기록해 조미김 중심의 수출 구조로 변화하는 모습을 보였다. 이는 기존의 가공 마른김 중심 수출 구조에서 스낵김 등 조미김 중심으로 옮겨가면서, 우리나라 김 수출 산업이 고부가가치화되고 있음을 나타내고 있다.

〈표 3-7〉 품목별 김 수출 실적 및 비중

단위: 백만 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	31	100.0	105	100.0	305	100.0	600	100.0	693	100.0	15.9
조미김	12	38.7	71	67.4	224	73.6	425	70.8	499	72.1	19.4
마른김	17	53.4	32	30.6	80	26.2	174	28.9	193	27.8	12.4
기타	2	7.9	2	1.9	1	0.2	1	0.2	1	0.1	-5.0

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

1) 조미김

조미김은 2000년 이후 연평균 19.4%의 증가율을 보이며 우리나라 전체 김 수출액 가운데 72.1%를 차지하고 있다. 주요 수출국은 미국, 중국, 일본으로, 해당 국가로의 수출이 조미김 전체 수출의 62.7%에 달하고 있으며 특히 중국의 경우 2000년 기준 0.5%에 불과하던 수출 비중이 연평균 42.5% 증가하여 2021년 기준 18.8%로 급격한 수출 시장 확대 추세를 보이고 있다.

〈표 3-8〉 조미김 국가별 수출 실적 및 비중

단위: 백만 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	12	100.0	71	100.0	224	100.0	425	100.0	499	100.0	19.4
미국	5	44.4	20	28.3	67	30.0	128	30.1	145	29.0	17.0
중국	0	0.5	9	12.1	62	27.7	79	18.6	94	18.8	42.5
일본	3	25.1	26	36.2	30	13.2	78	18.4	75	14.9	16.5
러시아	0	0.1	2	3.1	4	1.8	15	3.4	21	4.2	42.0
태국	1	6.6	3	4.1	10	4.7	21	4.8	21	4.2	16.9
대만	0	0.0	0	0.4	3	1.4	11	2.5	16	3.1	-
캐나다	0	2.0	2	2.1	6	2.7	13	3.0	15	3.0	21.6
베트남	1	6.3	1	1.9	7	3.1	10	2.2	13	2.7	14.7
호주	0	0.7	0	0.4	2	0.9	7	1.6	12	2.4	26.4
독일	0	0.8	1	0.9	3	1.4	7	1.7	9	1.9	24.2
기타	2	13.5	7	10.4	30	13.2	57	13.5	80	15.9	20.4

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

2) 마른김

마른김은 2000년 이후 연평균 12.4%의 증가율을 보이며 우리나라 전체 김 수출액 가운데 27.8%를 차지하고 있다. 주요 수출국은 중국, 일본, 태국, 러시아로, 해당 국가로의 수출이 마른김 전체 수출의 77.5%에 달하고 있다. 태국의 경우 마른김 중심 수출에서 조미김 중심 수출 구조로 변화하는 다른 국가들과 달리, 가공용 마른김 수출이 연평균 29.7%로 크게 증가하여 마른김 수출 중심의 구조를 나타내고 있다.

〈표 3-9〉 마른김 국가별 수출 실적 및 비중

단위: 백만 달러, %

구분	2000		2010		2015		2020		2021		연평균 증감율
	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	수출액	수출 비중	
전체	17	100.0	32	100.0	80	100.0	174	100.0	193	100.0	12.4
중국	0	0.4	1	2.4	4	5.0	22	12.6	46	23.7	37.1
일본	7	44.7	10	29.9	22	27.0	55	31.5	40	20.5	8.3
태국	0	1.0	13	41.3	36	45.6	40	23.0	38	19.9	29.7
러시아	0	0.0	0	0.7	0	0.3	17	9.5	26	13.4	-
대만	5	30.2	3	8.2	9	11.2	17	9.7	14	7.5	5.2
미국	3	17.0	3	10.2	4	5.4	10	5.6	11	5.5	6.5
인니	0	0.5	0	0.7	0	0.3	5	2.7	5	2.6	22.0
베트남	0	0.0	0	0.6	1	0.9	3	1.5	3	1.6	-
멕시코	0	0.0	0	0.0	0	0.0	1	0.4	2	1.2	88.0
싱가포르	0	0.1	0	1.5	2	2.4	2	1.1	2	0.8	24.7
기타	1	6.2	1	4.5	2	2.0	4	2.4	6	3.3	9.1

자료 : 한국무역통계진흥원 원자료를 바탕으로 가공(가공일: 2022.07.01.)

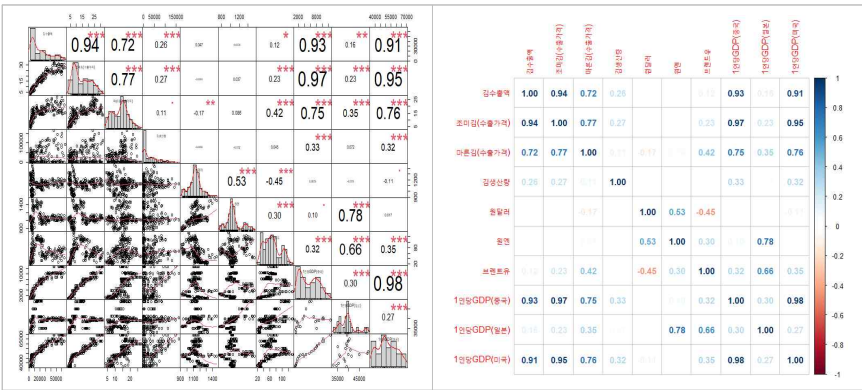
제2절 김 수출과 주요지표와의 관계

1. 對세계 김 수출과 주요지표와의 관계

2000년 1월부터 2021년 12월까지의 우리나라의 대세계 김 수출과 주요 변수 간의 상관관계를 살펴보았다. 우리나라 대세계 김 수출은 조미김의 수출가격과 매우 높은 정(+)의 상관관계를 나타내고 있으며, 마른김의 수출가격 역시 상대적으로 높은 정(+)의 상관관계를 보인다. 이와 같은 결과는 기존 경제학 이론과는 상반된 결과로도 볼 수 있지만, 다른 한편으로

는 세계적인 높은 김에 대한 수요는 김 가격 상승을 유도하고 있음을 의미할 수도 있다. 이 외에도 중국의 1인당 GDP, 미국의 1인당 GDP와 김 수출간 높은 상관관계를 보였는데, 이러한 결과는 지난 20여 년간의 김 수출 증가는 국내 김 생산 동향 보다는 김의 인지도 상승 등 다른 외적인 수입 수요 증대에 따른 결과로 예상해볼 수 있다.

〈그림 3-2〉 對세계 김 수출 관련 상관 분석

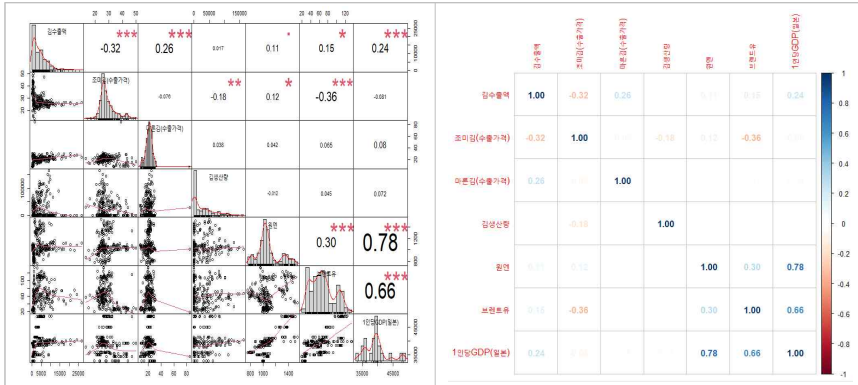


자료 : 저자 분석

2. 對일본 김 수출과 주요지표와의 관계

우리나라의 대일본 김 수출과 주요 변수 간의 상관관계를 살펴보았다. 우리나라 대일본 김 수출은 변수 대부분에서 상관관계가 높지 않은 것으로 분석되었다. 특히 앞선 세계를 대상으로 했을 때 정(+)의 상관관계를 보였던 조미김 수출가격은 상관 정도가 낮으나 부(-)의 관계를 보이는 것으로 나타났다. 이와 같은 이유는 한국과 일본 양국은 김을 생산하고 있기 때문으로 판단되며, 높은 가격은 수입 수요를 낮춰주는 요인으로 작용할 수 있음을 의미한다. 단, 상관관계 수준은 낮은 것으로 분석되었다.

〈그림 3-3〉 對일본 김 수출 관련 상관 분석

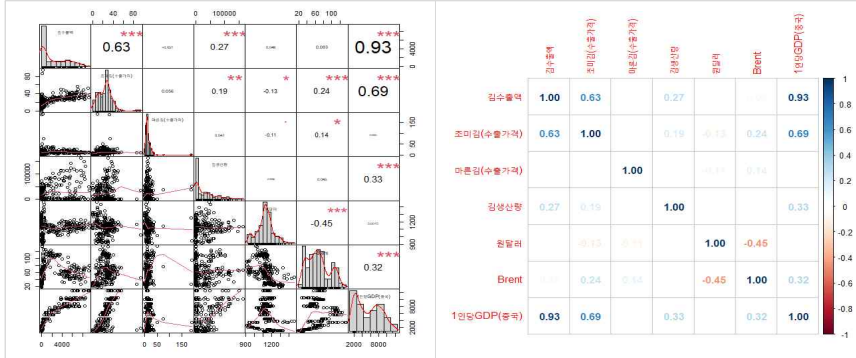


자료 : 저자 분석

3. 對중국 김 수출과 주요지표와의 관계

2000년 1월부터 2021년 12월까지의 우리나라 대중국 김 수출은 조미 김 수출가격이 일정 부분 정(+)의 관계를 보이는 것으로 나타난 가운데, 마른김은 그렇지 않은 것으로 분석되었다. 또한 중국의 1인당 GDP의 경우 우리나라 김 수출과 높은 정(+)의 관계를 보이는 것으로 나타났는데, 중국의 경제 성장 및 소득 증가는 우리나라 김 수출에 있어 주요한 결정요인으로 작용할 수 있을 것으로 판단된다.

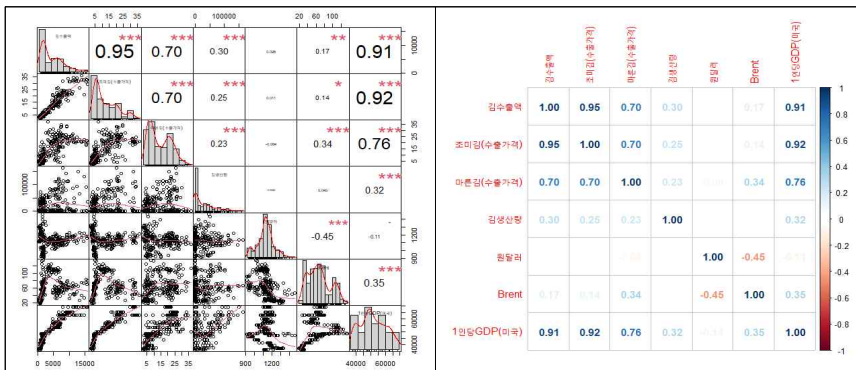
〈그림 3-4〉 對중국 김 수출 관련 상관 분석



4. 對미국 김 수출과 주요지표와의 관계

2000년 1월부터 2021년 12월까지의 우리나라 대미국 김 수출은 조미 김 및 마른김 가격 상승이 모두 수출에 정(+)의 관계를 보이는 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 미국에서의 높은 김 수요가 우리나라 김의 수출가격 상승을 유도했을 수 있음을 나타내기도 한다. 더불어, 미국의 1인당 GDP 역시 우리나라 김 수출과 정(+)의 관계를 보이는 것으로 분석되었다.

〈그림 3-5〉 對미국 김 수출 관련 상관 분석



제3절 김 수출 전망모형 설계

1. 수출 전망모형 설계

1) 개요

본 연구에서는 한기욱 외(2021)²⁾에 근거하여 결정요인을 구성하고, 세부 변수는 공통 기준, 국가별 기준, 품목별 기준 차별화하여 구성하였다. 주요 결정요인별로 살펴보면, 생산요인으로는 김 생산량, 수입수요요인으로는 주요 수출대상국의 1인당 GDP, 가격요인으로는 김 수출가격, 환율요인으로는 원/달러, 원/엔화, 유가는 Dubai, Brent, WTI, Oman을 활용하였으며, 이 중 기준 유가는 Brent로 하였다. 단, 한기욱 외(2021)와는 달리, 수산물 수출의 트렌드를 반영하기 위해 과거의 수산물 수출 물량, 수출 금액을 변수로 활용하였으며, 분기별 데이터가 아닌 월별 데이터로 변수를 구성하였다.

[김 수출 전망모형 변수 목록]

- ① 생산요인 : 김 생산량
- ② 수입수요요인 : 주요 수출대상국의 1인당 GDP(중국, 일본, 미국)
- ③ 가격요인 : 조미김 수출 가격(단가), 마른김 수출 가격(단가)
- ④ 환율요인 : 원/달러, 원/엔화(일본)
- ⑤ 유가요인 : Dubai, Brent, WTI, Oman
- ⑥ 수출요인 : (과거) 김 수출 물량, (과거) 김 수출 금액

2) 한기욱 외(2021), 수산물 수출 전망 모형 구축(일, 중, 미)

〈표 3-10〉 분석 변수의 설명 및 자료 출처

결정 요인	구분	측정지표	출처
생산 요인	공통 (전체)	한국 김 생산량	KOSIS 국가통계포털
수입수요 요인		대상국의 1인당 실질 GDP	OECD, WorldBank
가격 요인		한국의 대상국 수출가격	TRASS
환율 요인		원/달러, 원/엔화	한국은행
유가 요인		Brent	한국석유공사 Petronet
(과거) 수출 요인		(과거) 수출 물량, (과거) 수출 금액	TRASS

전체 김 수출 전망을 위해 2000년 1월부터 2021년 12월까지 월별 자료를 사용하였다. 김 생산량의 경우 KOSIS 국가통계포털에서 제공하는 어업 생산동향조사 자료를 활용하였으며 1인당 실질 GDP는 OECD, 수출가격은 한국무역통계진흥원(TRASS), 환율은 한국은행 경제통계시스템(ECOS), 유가는 한국석유공사 자료를 사용하였다. 우리나라 김 생산량은 월평균 약 2만 7,600톤이며 김 채취는 보통 11월부터 4월까지 이루어지며 그 외 기간에는 어장 정리 및 양식 준비, 채묘 등의 작업이 진행되므로 6~9월의 생산량은 집계되지 않는다. 주요국별 월평균 1인당 GDP는 일본 3만 9,348달러, 중국 5,403달러, 미국 5만 936달러로 미국, 일본, 중국 순으로 높았다. 우리나라의 對세계 조미김 평균 수출가격은 13.7달러/kg, 마른김 평균 수출가격은 13.9달러/kg이며 마른김 수출가격이 다소 높았다. 주요국별 대원화 환율을 살펴보면, 미국 달러 환율은 1,129.5원이며 일본 엔화 환율은 100엔 기준 1,074.9원으로 나타났고, 브렌트유 가격은 배럴당 64.3달러로 나타났다.

〈표 3-11〉 김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bbl

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량	0	163.7	27.6
수입수요 요인	일본의 1인당 GDP	32,820.8	49,145.3	39,348.1
	중국의 1인당 GDP	959.4	12,556.3	5,403.1
	미국의 1인당 GDP	36,330.0	69,287.5	50,936.0
가격 요인	한국의 對세계 조미김 수출 가격	3.1	32.3	13.7
	한국의 對세계 마른김 수출 가격	4.0	26.9	13.9
환율 요인	원/달러	915.9	1,462.0	1,129.5
	원/엔화	755.6	1,546.1	1,074.9
유가 요인	Brent	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출 요인	수출 물량	272.4	3,104.3	1,132.7
	수출 금액	1,627.9	66,670.0	19,397.8

2) 학습조건 설정

(1) LSTM, GRU 학습조건 설정

전 세계 및 주요 국가별 김 수출을 예측하기 위해 사용한 인공신경망 모형은 장단기 기억 신경망(LSTM)과 게이트 순환 유닛(GRU)이다. 두 인공신경망은 비슷한 순환 신경망(RNN)로 미리 지정해야 하는 값들이 비슷하다. 과거 3개월 데이터가 미래 어느 시점의 수출액을 예측할 것으로 가정으로 기준 모형을 구성하였다.

〈그림 3-6〉 LSTM, GRU 학습기간 설계를 위한 세부 설정값

과거 얼마동안의 데이터를 반영하여 예측할 것인가 ($t-j, \dots, t, t+1$)

			...	1월	2월	3월	4월	5월	6월	...	12월	전체
시계열(백만\$)												
수출액				10.0	12.0	13.0	12.5	12.4	13.0			
원달러 환율				1000	1100	1135	1145	1143	1140			
브렌트유				10.0	12.0	13.0	12.5	12.4	13.0			
물량				16.7	17.7	18.8	19.6	20.2	21.0			
한국 1인당 GDP				20.0	21.5	21.4	21.6	22.6	24.0			

미래 어느 시점을 예측할 것인가? ($t+1, t+n, t+1 \sim t+n$)

예측할 미래 시점과 데이터 반영 기간 또한 예측모형의 성능을 결정할 수 있는 중요 요소로 작용한다. 최적 김 수출액 예측 학습을 위해 예측 시차를 3, 6, 12개월 등으로 조정하면서 LSTM, GRU 모형 성능을 산출했다.

〈표 3-12〉 LSTM, GRU 학습조건 설계를 위한 세부 설정값

항목	설정값	항목	설정값
훈련/검증데이터 비율	80% : 20%	학습률(learning rate)	0.001 or 0.0001
Batch_size	4	학습 횟수	1,000회
손실함수	MSE	은닉층 수	3
활성함수	ReLU	학습 기간	훈련, 검증 비율에 따라 선정
drop_out 비율	50%	예측 시차	3개월, 6개월, 12개월
최적화 방법	ADAM	미래 예측 기간	12개월

(2) Random Forest 학습조건 설계

세부 학습조건은 미래 수출 전망을 예측하기 위해서 Random Forest 모형에서도 필요하다. 기본적으로 훈련/검증 데이터의 비율은 LSTM, GRU 모형과 마찬가지로 80% : 20% 비율로 설정했다. 시계열 데이터임을 감안하여 순서가 섞임 방지를 위해 random state 값은 1, Full-grown tree를 해결하기 위해 tree 단계는 10으로 설정했다. max_depth 값에는 10, 데이터셋의 전체 feature 값이 최대한으로 들어갈 수 있도록 max_feature 값은 'auto'로 설정했다.

〈표 3-13〉 Random Forest 학습 조건 설계를 위한 세부 설정값

항목	설정값
훈련/검증데이터 비율	80% : 20%
n_estimator (Tree 개수)	10
Random state	1
max_features	auto
max_depth	10

3) ARIMA 학습조건 설계

ARIMA 모형은 본 연구의 벤치마크를 위해 활용하였다. 시계열 데이터의 특성을 아래와 같이 추세, 순환, 계절, 불규칙 4가지 관점으로 나누어 분해한 뒤 시계열의 특성을 파악할 수 있으며, 데이터가 stationary 인지, non-stationary 인지 따라 차분으로의 변환 여부를 결정하기 위해 자기상관함수와 부분자기상관함수를 확인한다.

- * 추세(Trend) - 장기적으로 데이터가 증가 또는 감소하는 것
- * 순환(cycle) - 경제, 사회, 정치 등 장기적인 변화 현상을 의미
- * 계절(seasonal) - 분기, 월, 주 등 특정 주기 패턴
- * 불규칙(random) - 예측 불가능하며 설명이 어려운 임의의 변동

ARIMA 모형을 만들기 위해서는 AIC(Akaike Information Criterion)를 가장 작은 값으로 만드는 p, q, d의 최적 조합을 임의로 찾아야 하지만 본 연구의 목적이 ARIMA 모형의 성능을 개선하는 목적이 아니기 때문에 p, d, q의 설정값에 각각 2,1,2를 할당하여 기준 모형으로 간주하였다.³⁾

〈표 3-14〉 ARIMA 학습 조건 설계를 위한 세부 설정값

항목	설정값
p	2
d	1
q	2

2. 국가별 수출 전망모형 설계

본 연구에서는 우리나라의 전체 김 수출 전망과 더불어, 국가별로도 전망치를 산출하고자 하였다. 이에 개별 국가 상황을 고려하여 변수 구성을 일부 변경하였다. 예를 들면 일본의 경우 일본과 관련된 지표(일본의 1인당 GDP, 對일본 수출가격 등)를 사용하였다.

3) 실제 실험 결과 어떤 조합으로도 AIC 수치가 비슷했기 때문에 p,d,q 파라미터 값은 크게 모형의 예측력에 있어서 중요하지 않았다.

1) 일본

일본의 1인당 GDP는 3만 9,348달러로, 한국의 1인당 GDP의 약 1.6배 수준이다. 우리나라의 對일본 조미김 수출가격은 28.3달러/kg, 마른김 수출가격은 20.9달러/kg로, 중국, 미국과 비교하면 전반적으로 평균 가격이 가장 높다. 또한, 앞서 살펴본 세계 수출가격과 달리 조미김의 수출가격이 마른김 보다 높게 나타났다. 원/엔화 환율은 100엔 기준 1,074.9원, 브렌트유 가격은 배럴당 64.3달러로 조사되었다.

〈표 3-15〉 對일본 김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bb

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량(공통)	0	163.7	27.6
수입수요 요인	일본의 1인당 GDP	32,820.8	49,145.3	39,348.1
가격 요인	한국의 對일본 조미김 수출가격	13.4	49.8	28.3
	한국의 對일본 마른김 수출가격	7.1	84.7	20.9
환율 요인	원/엔화	755.6	1,546.1	1,074.9
유가 요인	Brent(공통)	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출 요인	수출 물량	9.1	1,076.0	183.2
	수출 금액	124.4	26,800.3	4,494.5

2) 중국

중국의 1인당 GDP는 5,403달러로, 미국의 1인당 GDP의 1/10 수준에 달한다. 우리나라의 對중국 조미김 수출가격은 24.9달러/kg, 마른김 수출가격은 15.5달러/kg로, 다른 국가보다 조미김과 마른김 간의 가격 차이가 큰 편이었다. 일본과 유사하게 조미김의 수출가격이 마른김보다 높게 나타났다. 달러 환율은 평균 1,129.5원이었으며 환율 변수로는 원/달러 환율만 사용하였다. 이는 중국과의 대금결제가 달러로 이루어지고 있기 때문이다.

〈표 3-16〉 對중국 김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bb

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량(공통)	0	163.7	27.6
수입수요 요인	중국의 1인당 GDP	959.4	12,556.3	5,403.1
가격 요인	한국의 對중국 조미김 수출가격	1.5	94.5	24.9
	한국의 對중국 마른김 수출가격	1.1	188.3	15.5
환율 요인	원/달러(공통)	915.9	1,462.0	1,129.5
유가 요인	Brent(공통)	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출 요인	수출 물량	0	869.9	130.7
	수출 금액	0	15,809.7	3,142.7

3) 미국

미국의 1인당 GDP는 5만 936달러로, 3개 국가 중 가장 높다. 우리나라의 對미국 조미김 수출가격은 11.5달러/kg, 마른김 수출가격은 13.6달러/kg이다. 미국 수출가격은 3개 국가 중에서 가장 낮은 편이며 한국의 세계 김 수출가격보다 낮게 조사되었다. 달러 환율은 평균 1,129.5원이며 브렌트유 가격은 동일하게 배럴당 64.3달러로 나타났다.

〈표 3-17〉 對미국 김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bb

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량	0	163.7	27.6
수입수요 요인	미국의 1인당 GDP	36,330.0	69,287.5	50,936.0
가격 요인	한국의 對미국 조미김 수출가격	2.1	36.1	11.5
	한국의 對미국 마른김 수출가격	2.1	36.8	13.6
환율 요인	원/달러(공통)	915.9	1,462.0	1,129.5
유가 요인	Brent(공통)	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출 요인	수출 물량	111.0	697.4	336.8
	수출 금액	430.4	15,717.1	4,282.9

3. 품목별 수출 전망모형 설계

조미김과 마른김은 사용 용도에 있어 일부 차이가 있으며, 이에 품목별로도 전망모형 구축을 위해 세분화하였다. 이에 품목별 수출가격을 활용하여 데이터를 구성하였다.

1) 조미김

조미김 수출 전망모형 설정을 위해서는 공통적으로 생산 요인과 수입 수요 요인, 환율 요인, 유가 요인이 활용되었으며, 조미김만의 모형을 위해서는 조미김에 해당되는 가격 요인과 (과거) 수출요인을 사용하였다.

〈표 3-18〉 조미김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bb

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량	0	163.7	27.6
수입수요 요인	일본의 1인당 GDP	32,820.8	49,145.3	39,348.1
	중국의 1인당 GDP	959.4	12,556.3	5,403.1
	미국의 1인당 GDP	36,330.0	69,287.5	50,936.0
가격 요인	한국의 對세계 조미김 수출가격	3.1	32.3	13.7
환율 요인	원/달러(공통)	915.9	1,462.0	1,129.5
	원/엔화	755.6	1,546.1	1,074.9
유가 요인	Brent(공통)	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출요인	수출 물량	142.6	1,819.8	745.1
	수출 금액	552.2	50,523.3	13,007.5

2) 마른김

마른김 수출 전망모형 설정을 위해서는 조미김과 마찬가지로 생산 요인과 수입 수요 요인, 환율 요인, 유가 요인을 활용하였으며, 마른김만의 모형을 위해서는 마른김에 해당되는 가격 요인과 (과거) 수출요인을 기존 모형과 달리 이용하였다.

〈표 3-19〉 마른김 수출 전망모형의 기초 통계량

단위: 천 톤, 달러, \$/kg, 원, 달러/bb

결정 요인	측정지표	기초 통계량		
		MIN	MAX	AVE
생산요인	한국 김 생산량	0	163.7	27.6
수입수요 요인	일본의 1인당 GDP	32,820.8	49,145.3	39,348.1
	중국의 1인당 GDP	959.4	12,556.3	5,403.1
	미국의 1인당 GDP	36,330.0	69,287.5	50,936.0
가격 요인	한국의 對세계 마른김 수출 가격	4.0	26.9	13.9
환율 요인	원/달러(공통)	915.9	1,462.0	1,129.5
	원/엔화	755.6	1,546.1	1,074.9
유가 요인	Brent(공통)	19.1	134.6	64.3
(과거) 수출 요인	수출 물량	53.5	1,581.9	376.7
	수출 금액	392.7	34,779.5	6,245.5

04

김 수출 전망 결과 및 모형 활용 방향

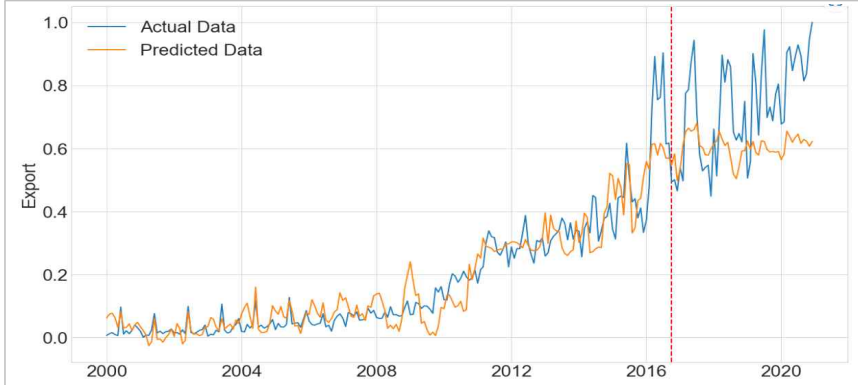
제1절 전체 수출 전망 결과

1. LSTM, GRU 전망 결과

딥러닝 접근방법 중 하나인 LSTM과 GRU를 활용하여 우리나라 김 수출 전망을 하였다. 2000년 1월 ~ 2016년 9월간을 Training set으로 구성하고, 2016년 10월 ~ 2021년 12월간은 Test set으로 활용하였다. 김 수출(액)을 전망하기 위해서는 (과거) 수출 물량, (과거) 수출 금액, 조미김 수출 가격, 마른김 수출가격, 김 생산량, 환율(원/달러), 유가(브렌트), 국가별 1인당 GDP(일, 중, 미) 등을 구성하였다. 즉, 10개의 설명변수(Input)가 활용되었다. 다양한 변수 구성을 통해 모형의 성능(Performance)을 높이는 방법도 있겠지만, 많은 변수를 구성함에 따른 과적합(Overfitting) 문제 역시 고려할 필요가 있어, 본 연구에서는 거시 지표 수준에서의 변수를 활용하여 분석을 진행하였다. 분석 결과에 대한 평가는 평균절대오차(MAE), 평균제곱오차(MSE), 평균 제곱근 오차(RMSE)를 활용하였으며, 해당 지표들은 0에 가까울수록 좋은 성능을 나타낸다.

딥러닝 모델의 경우 학습률(Learning rate)에 따라 전망의 민감도가 달라지기 때문에 0.0001일 때와 0.0005, 그리고 0.001일 때 세 가지 상황에서 추정을 수행하였다. 전반적으로 학습률이 낮은 경우 예측값이 실제값보다 작게 측정되는 경향이 있고, 학습률이 높아질수록 예측값이 실제값보다 크게 측정되는 것으로 나타났다. 이와 같은 이유는 최근 빠른 김 수출 증가세가 학습률에 따라 분석 결과에 영향을 미친 것으로 보이며, LSTM 결과의 경우 학습률이 0.0005일 때 가장 높은 정확도를 보이고 있는 것으로 나타났다. 다음은 GRU를 활용하여 동일한 분석을 수행하였다. LSTM과 마찬가지로, 학습률을 높여가면서 비교 분석하였다. 분석 결과, 학습률이 높아질수록 예측값이 실제값보다 높게 측정되는 경향이 있는 것으로 나타났다. 단 LSTM과 다르게 GRU의 경우 학습률이 0.0001일 때 가장 예측력이 높게 분석되었다.

〈그림 4-1〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0001)



자료 : 저자 분석

〈표 4-1〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0001)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.1586
MSE	0.0350
RMSE	0.1870

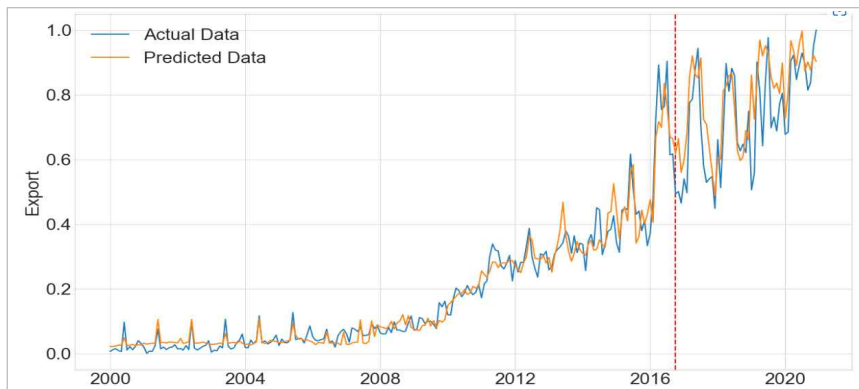
자료 : 저자 분석

〈표 4-2〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0001)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	37234.18	-3428.75
2016-11	34280.37	39604.64	-5324.27
2016-12	31988.11	34072.84	-2084.73
2017-01	36799.8	36461.66	338.1367
2017-02	34023.92	41438.64	-7414.71
2017-03	52055.53	44078.27	7977.254
2017-04	52817.41	44921.08	7896.328
...

자료 : 저자 분석

〈그림 4-2〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0005)



자료 : 저자 분석

〈표 4-3〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0005)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.0936
MSE	0.0133
RMSE	0.1154

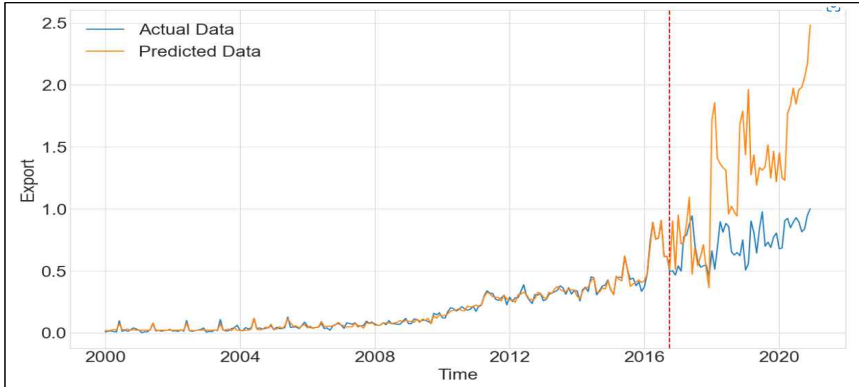
자료 : 저자 분석

〈표 4-4〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0005)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	41812.51	-8007.07
2016-11	34280.37	44876.15	-10595.8
2016-12	31988.11	38097.5	-6109.39
2017-01	36799.8	40567.56	-3767.76
2017-02	34023.92	45933.8	-11909.9
2017-03	52055.53	57239.63	-5184.11
2017-04	52817.41	61513.82	-8696.42
...

자료 : 저자 분석

〈그림 4-3〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.001)



자료 : 저자 분석

〈표 4-5〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.001)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.5803
MSE	0.5067
RMSE	0.7119

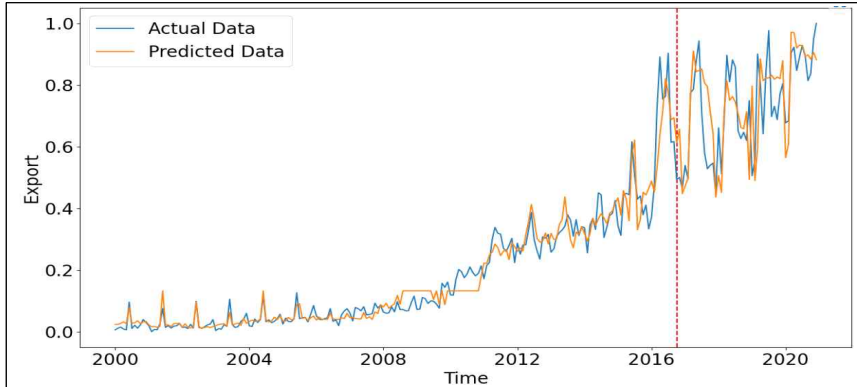
자료 : 저자 분석

〈표 4-6〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.001)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	34906.6	-1101.16
2016-11	34280.37	60312.08	-26031.7
2016-12	31988.11	34946.29	-2958.19
2017-01	36799.8	63298.94	-26499.1
2017-02	34023.92	48235.13	-14211.2
2017-03	52055.53	48920.21	3135.313
2017-04	52817.41	58858.45	-6041.05
...

자료 : 저자 분석

〈그림 4-4〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0001)



자료 : 저자 분석

〈표 4-7〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0001)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.0962
MSE	0.0147
RMSE	0.1214

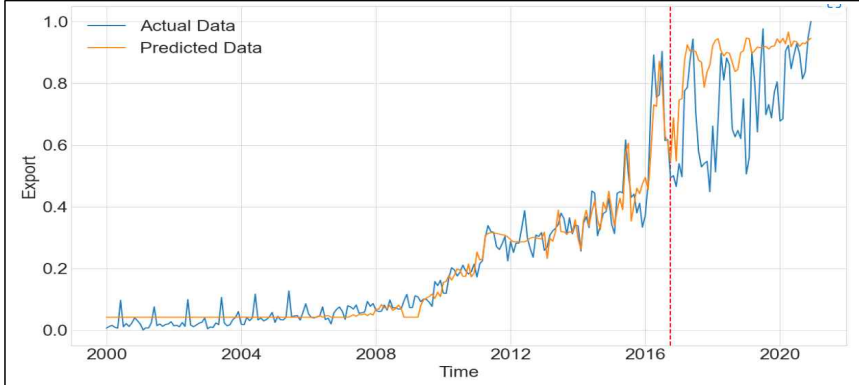
자료 : 저자 분석

〈표 4-8〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0001)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	41528.52	-7723.09
2016-11	34280.37	44426.46	-10146.1
2016-12	31988.11	30847.62	1140.486
2017-01	36799.8	32427.71	4372.094
2017-02	34023.92	34024.73	-0.8086
2017-03	52055.53	51465.61	589.918
2017-04	52817.41	60858.84	-8041.44
...

자료 : 저자 분석

〈그림 4-5〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.0005)



자료 : 저자 분석

〈표 4-9〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.0005)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.1622
MSE	0.0408
RMSE	0.2019

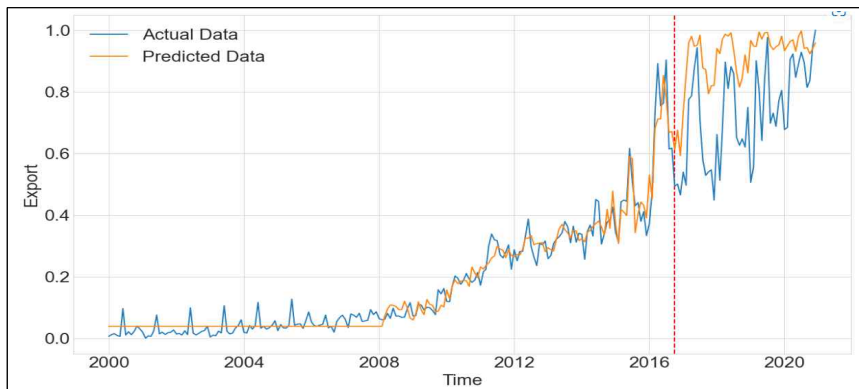
자료 : 저자 분석

〈표 4-10〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.0005)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	37271.33	-3465.9
2016-11	34280.37	46421.75	-12141.4
2016-12	31988.11	37346.6	-5358.5
2017-01	36799.8	50124.81	-13325
2017-02	34023.92	50442.17	-16418.2
2017-03	52055.53	58441.2	-6385.67
2017-04	52817.41	61772.27	-8954.87
...

자료 : 저자 분석

〈그림 4-6〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망(학습률 0.001)



자료 : 저자 분석

〈표 4-11〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가(학습률 0.001)

측정 항목	성과 측정
MAE	0.1866
MSE	0.0477
RMSE	0.2184

자료 : 저자 분석

〈표 4-12〉 GRU를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과(학습률 0.001)

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	41487.98	-7682.55
2016-11	34280.37	45644.57	-11364.2
2016-12	31988.11	40218.41	-8230.3
2017-01	36799.8	49452.56	-12652.8
2017-02	34023.92	57303.31	-23279.4
2017-03	52055.53	63981.7	-11926.2
2017-04	52817.41	65372.92	-12555.5
...

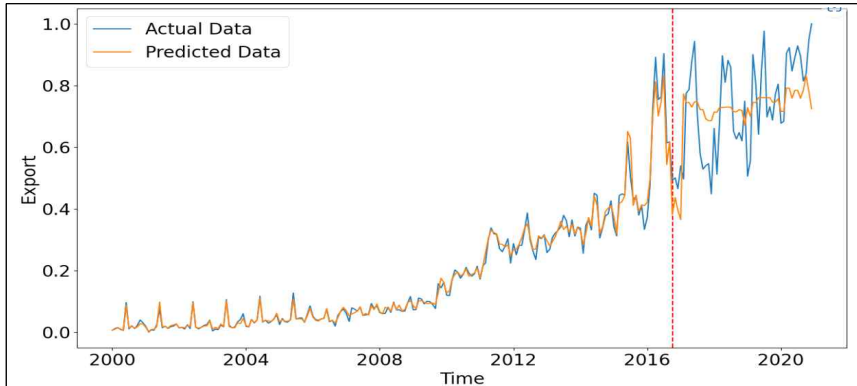
자료 : 저자 분석

2. Random Forest 전망 결과

Random Forest를 이용하여서도 분석을 진행하였다. 분석 결과 LSTM과 GRU 모델에 비해 상대적으로 안정적인 값을 보여주고 있는 것으로 나타났다. 즉, 전망 값의 변동이 적어 장기전망과 같은 안정적인 값을 산출해 내는데 도움이 될 것으로 판단된다. 단, 본 모델에의 hyper parameter 조정을 하여, 예측 값의 성능을 높이는 과정을 더 거치게 된다면, 본 모델을 통한 예측력은 신뢰할 수 있는 결과 값을 산출 해낼 수 있는 가능성이 있을 것으로 판단된다⁴⁾.

4) 본 연구에서는 ARIMA를 통한 예측 평가도 시행하였으며, 분석 결과, Arima 모델을 통한 예측 값은 딥러닝 모델에 비해 전망 성과가 낮은 것으로 나타나 제외하였다.

〈그림 4-7〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-13〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정
MAE	0.1125
MSE	0.0171
RMSE	0.1309

자료 : 저자 분석

〈표 4-14〉 Random Forest를 활용한 우리나라의 對세계 김 수출 전망 결과

Time	실제 관측치(\$)	예측치(\$)	오차 (실측-예측)(\$)
2016-10	33805.43	26551.69	7253.746
2016-11	34280.37	30143.75	4136.615
2016-12	31988.11	27435.73	4552.375
2017-01	36799.8	25514.42	11285.38
2017-02	34023.92	51918.11	-17894.2
2017-03	52055.53	50116.86	1938.665
2017-04	52817.41	50116.86	2700.545
...

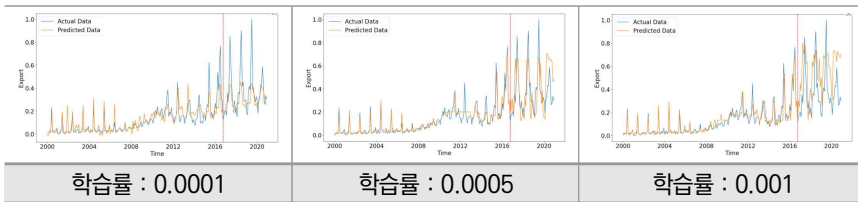
자료 : 저자 분석

제2절 국가별 수출 전망 결과

1. 對일본 김 수출 전망 결과

對일본 김 수출 전망을 위한 LSTM 결과를 살펴보면, 전반적으로 실제 수출값과 예측값이 유사한 트렌드를 보이고 있다. 다만 학습률이 높아질수록 예측값의 변동성이 높아지면서 주요 평가 지표의 결과가 부정적인 것으로 나타났다. 즉, 가장 낮은 학습률인 0.0001로 설정했을 때가 가장 안정적인 수출 전망 값을 나타내준다.

〈그림 4-8〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

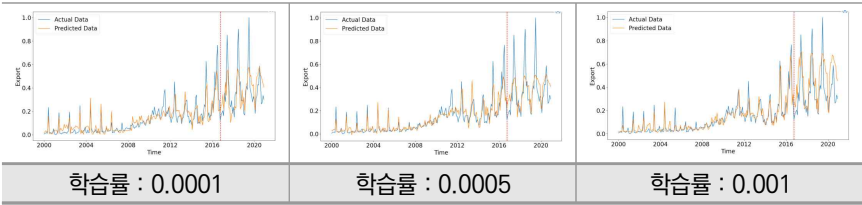
〈표 4-15〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1028	0.1563	0.2318
MSE	0.0235	0.0408	0.0694
RMSE	0.1532	0.2020	0.2634

자료 : 저자 분석

GRU를 활용한 결과는 LSTM과 유사한 결과를 보여주고 있다. 전반적인 김 수출 추세를 잘 잡아주고 있는 것으로 확인되었다. 특징적인 부분은 GRU 결과 역시 LSTM과 마찬가지로 학습률이 낮을수록 안정적인 평가 지표 결과를 나타내준다는 점이다.

〈그림 4-9〉 GRU를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

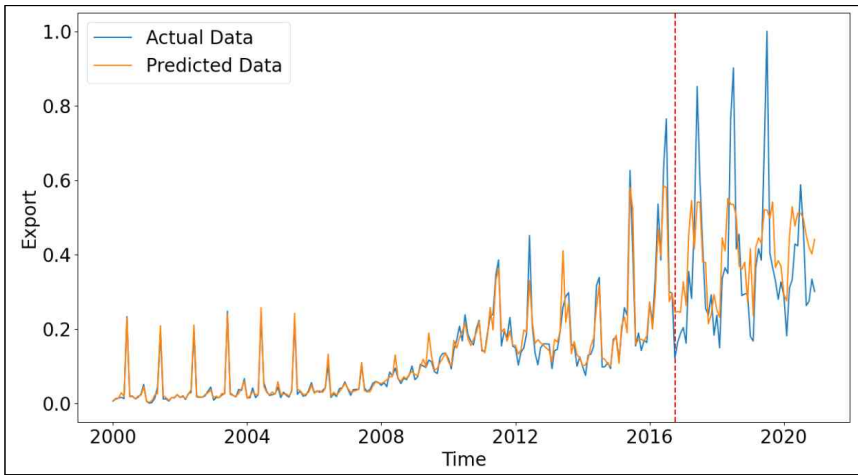
〈표 4-16〉 GRU를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1130	0.1070	0.1518
MSE	0.0202	0.209	0.0321
RMSE	0.1420	0.1447	0.1793

자료 : 저자 분석

RF를 활용한 결과는 LSTM, GRU와 마찬가지로 유사한 수출 예측 성과를 나타내었다. 해당 모델 역시 전반적인 김 수출 추세를 잘 잡아주고 있는 것으로 판단된다.

〈그림 4-10〉 RF를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-17〉 RF를 활용한 우리나라의 對일본 김 수출 전망의 평가

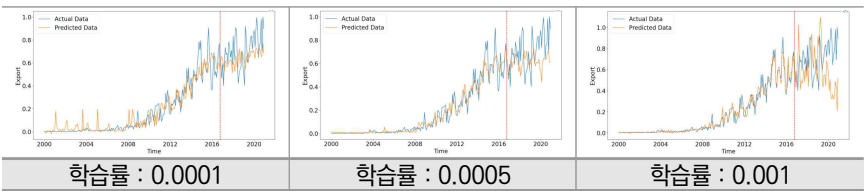
측정 항목	성과 측정
MAE	0.1133
MSE	0.0213
RMSE	0.1458

자료 : 저자 분석

2. 對중국 김 수출 전망 결과

對중국 김 수출 전망을 위한 LSTM 결과의 경우 학습률이 낮을 때는 전반적으로 실제 수출가와 전망 값이 유사하게 이루어지는 것으로 나타났으나, 학습률이 높아지면, 실제값과 예측값 간에 격차가 커지는 것으로 분석되었다. 특히 학습률이 높아질수록 LSTM 결과치는 초기에는 유사한 패턴을 보이지만, 시간이 지날수록 실제값보다 예측값이 낮게 측정되는 것으로 나타났다.

〈그림 4-11〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

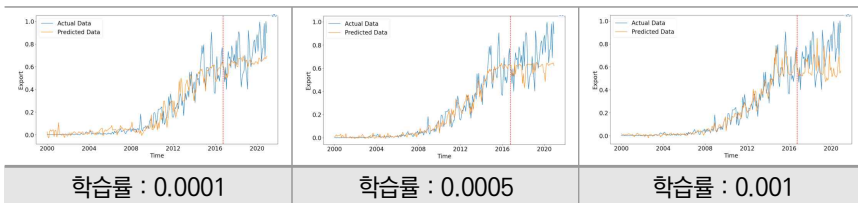
〈표 4-18〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1283	0.1505	0.2492
MSE	0.0247	0.0334	0.0893
RMSE	0.1572	0.1827	0.2989

자료 : 저자 분석

GRU를 활용한 결과는 LSTM에 비해 평가지표 상에 있어선 조금 낮은 성과를 보이지만 상대적으로 안정적인 전망을 하고 있는 것으로 나타났다. 학습률과 관련해서는 전반적으로 학습률이 높아질수록 성과지표에 있어 부정적인 결과를 보이며, LSTM과 마찬가지로 시간이 지나면서 예측값이 실제값에 비해 낮게 측정되는 경향을 보였다.

〈그림 4-12〉 GRU를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

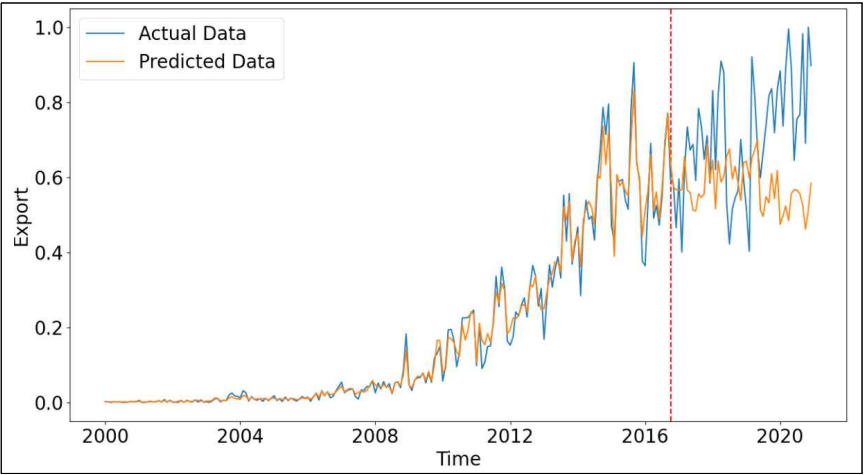
〈표 4-19〉 GRU를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1336	0.1515	0.1776
MSE	0.0261	0.0341	0.0472
RMSE	0.1614	0.1845	0.2173

자료 : 저자 분석

RF를 활용한 결과는 LSTM, GRU 결과와 유사하게 시간이 지날수록 예측값이 실제 값에 비해 낮게 측정되는 경향이 있는 것으로 나타났다. 이를 종합해보면, 對중국 수출과 관련해서는 본 연구에서 구성한 변수 외에도 다른 Hyper parameter 구성과 관련한 고민이 필요할 것으로 판단된다.

〈그림 4-13〉 RF를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-20〉 RF를 활용한 우리나라의 對중국 김 수출 전망의 평가

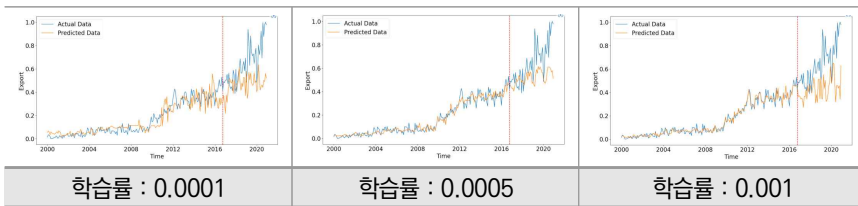
측정 항목	성과 측정
MAE	0.1814
MSE	0.0480
RMSE	0.2191

자료 : 저자 분석

3. 對미국 김 수출 전망 결과

對미국 김 수출 전망을 위한 LSTM 결과의 경우 앞선 對일본, 對중국에 비해 전망 값과 실제 값 간의 차이에 비해 편차가 있는 것으로 나타나고 있다. 이와 같은 결과는 對미국 수출에 있어 주요한 수출 증가 요인은 본 연구에서 선정한 공통적인 변수 외에 ‘한류’ 효과, 수출 개척 노력 등 다른 요인들이 수출을 높이는 요인으로 작용했을 가능성이 있다. 학습률별 예측 결과치는 0.0005일 때의 전망치가 가장 높은 예측 성과를 보이는 것으로 나타났다.

〈그림 4-14〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

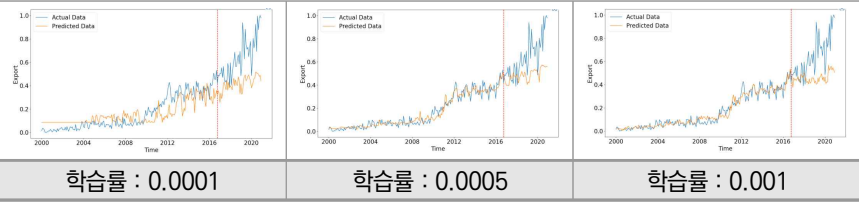
〈표 4-21〉 LSTM을 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1996	0.1446	0.2205
MSE	0.0600	0.0371	0.0752
RMSE	0.2450	0.1926	0.2742

자료 : 저자 분석

GRU를 활용한 결과는 LSTM과 거의 유사한 것으로 나타났으며, 이때 역시 학습률이 0.0005일 때 가장 높은 예측 성과를 보였다. 다만, 전반적으로 예측값이 실제 수출값에 비해 낮게 평가되는 것으로 나타났다.

〈그림 4-15〉 GRU를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

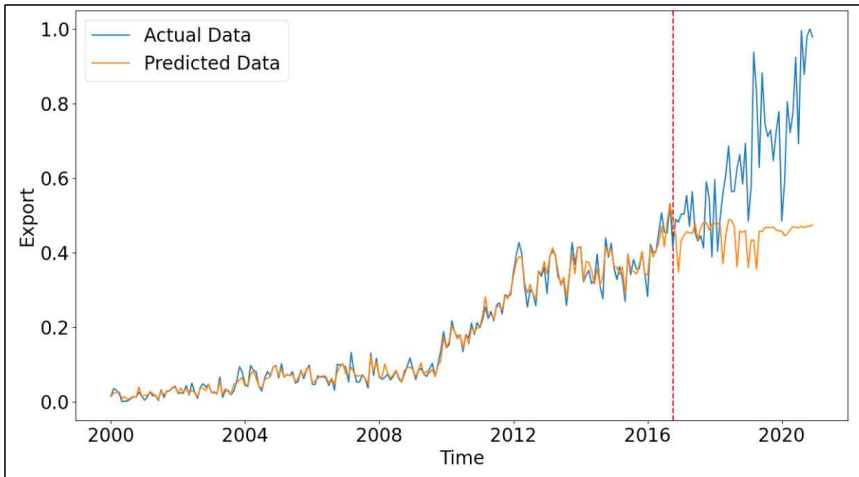
〈표 4-22〉 GRU를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.2284	0.1698	0.1951
MSE	0.0725	0.0457	0.0592
RMSE	0.2693	0.2139	0.2433

자료 : 저자 분석

RF를 활용한 결과는 LSTM, GRU 결과와 같이 유사한 예측 성능을 보이고 있다. 그리고 공통적으로 예측값이 실제값보다 낮게 측정되고 있는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 對미국 김 수출과 관련해서는 다른 Hyperparameter 구성에 대한 고민이 필요할 것으로 판단된다.

〈그림 4-16〉 RF를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-23〉 RF를 활용한 우리나라의 對미국 김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정
MAE	0.2040
MSE	0.0657
RMSE	0.2563

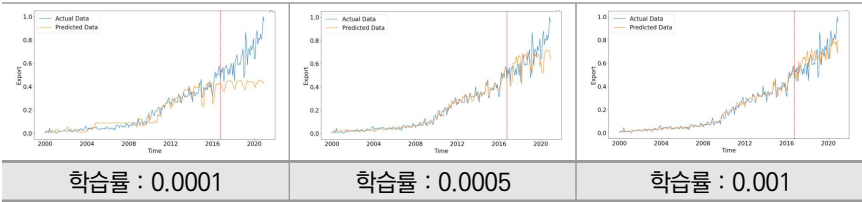
자료 : 저자 분석

제3절 품목별 수출 전망 결과

1. 조미김 수출 전망 결과

조미김 LSTM 결과의 경우 실제값에 비해 예측값이 전반적으로 낮게 평가하는 경향이 있는 것으로 나타났다. 단, 학습률을 0.0001에서 0.001로 높이면 예측력이 크게 향상되는 것을 확인할 수 있었다. 이와 같은 이유는 조미김 수출이 최근에 와서 빠르게 증가했기 때문이며, 학습률은 현재의 조미김 수출 추세를 보다 잘 잡아주는 데 도움을 주는 것으로 판단된다.

〈그림 4-17〉 LSTM을 활용한 우리나라 조미김 수출 전망



자료 : 저자 분석

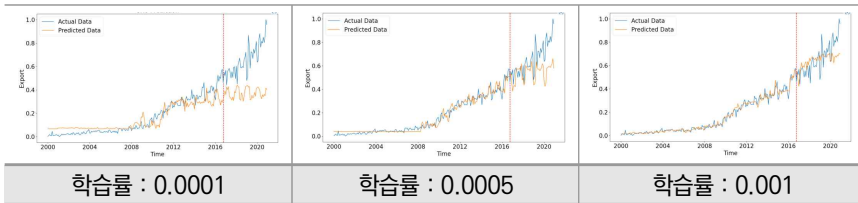
〈표 4-24〉 LSTM을 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1922	0.1030	0.0782
MSE	0.0519	0.0185	0.0101
RMSE	0.2278	0.1359	0.1004

자료 : 저자 분석

GRU를 활용한 결과는 LSTM과 마찬가지로 학습률이 0.0001에서 0.001로 높일수록 예측력이 높아지는 것으로 나타났다. 두 딥러닝 모델의 분석 결과를 고려했을 때, 최근 수출 추이가 더욱 적극적으로 반영되기 위해서는 학습률을 높이는 방안을 고려해볼 필요가 있을 것으로 판단된다.

〈그림 4-18〉 GRU를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망



자료 : 저자 분석

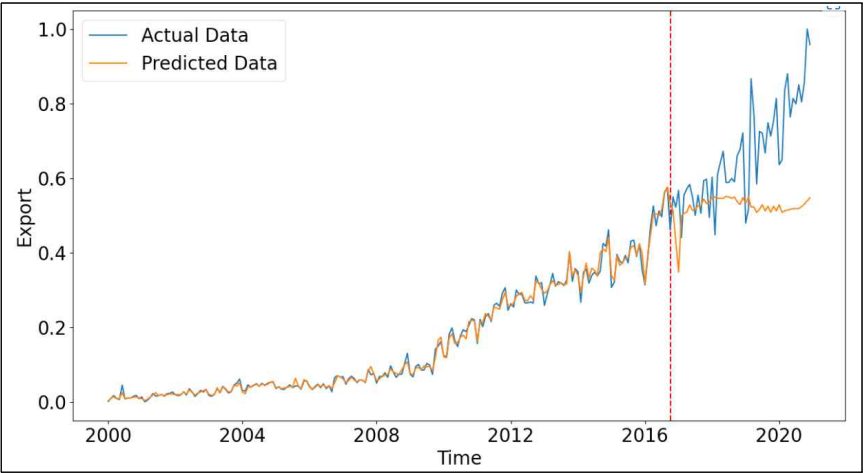
〈표 4-25〉 GRU를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.2873	0.1275	0.0879
MSE	0.1020	0.0277	0.0124
RMSE	0.3193	0.1664	0.1115

자료 : 저자 분석

RF를 활용한 결과는 전반적으로 LSTM, GRU 결과에서 학습력이 낮았을 때의 예측력과 유사한 전망을 해주고 있는 가운데, 예측 폭이 상대적으로 적은 것으로 나타났다.

〈그림 4-19〉 RF를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-26〉 RF를 활용한 우리나라 조미김 수출 전망의 평가

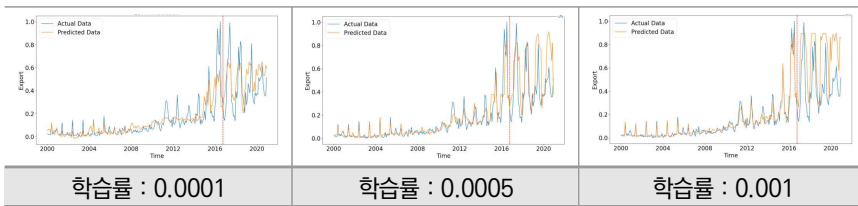
측정 항목	성과 측정
MAE	0.1530
MSE	0.0374
RMSE	0.1935

자료 : 저자 분석

2. 마른김 수출 전망 결과

마른김의 LSTM 결과는 실제 값과 전망치가 유사한 움직임을 보이고 있다. 이는 마른김 수출은 국내 김 생산량 또는 상대국의 경제적 상황이 수출과 밀접한 관계를 보이고 있을 수 있음을 나타내기도 한다. LSTM 결과의 경우 전반적으로 마른김 수출 트렌드는 잘 잡아주고 있는 것으로 나타났으나, 학습률이 높아지면 전망 값이 실제값보다 높게 측정되는 경향이 있는 것으로 분석되었다.

〈그림 4-20〉 LSTM을 활용한 우리나라 마른김 수출 전망



자료 : 저자 분석

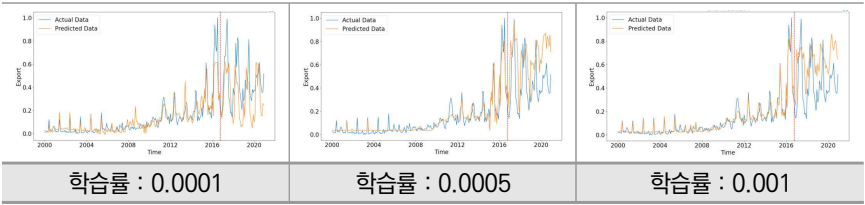
〈표 4-27〉 LSTM을 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1409	0.1880	0.2863
MSE	0.0266	0.0582	0.1082
RMSE	0.1631	0.2413	0.3290

자료 : 저자 분석

GRU를 활용한 결과는 LSTM과 유사하게 학습률이 0.0001일 때 가장 높은 예측 성과를 보였다. 단, GRU 결과 역시 학습률이 높아지면, 예측값이 실제값을 초과하는 경향이 있는 것으로 나타났다.

〈그림 4-21〉 GRU를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망



자료 : 저자 분석

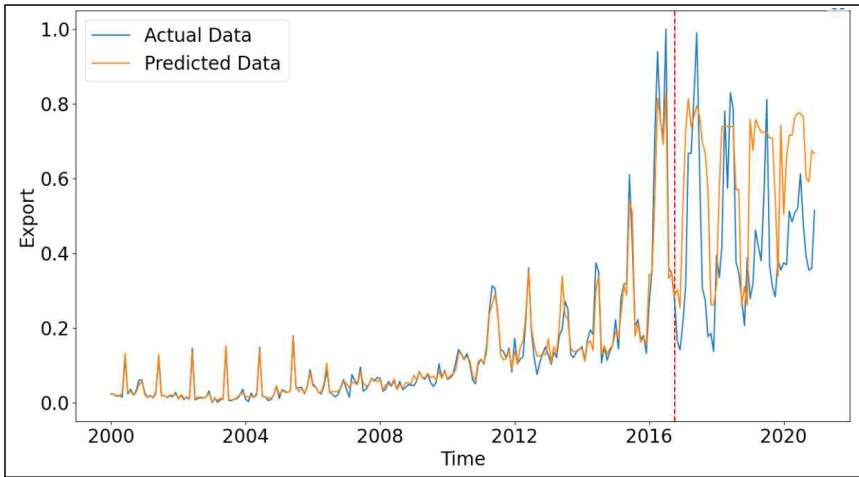
〈표 4-28〉 GRU를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정		
	0.0001	0.0005	0.001
MAE	0.1801	0.2465	0.2253
MSE	0.0438	0.0858	0.0649
RMSE	0.2093	0.2929	0.2547

자료 : 저자 분석

RF를 활용한 결과는 전반적으로 LSTM, GRU 결과에서 학습률이 0.0005일 때와 유사한 값을 보였다. 마른김 수출 트렌드는 어느 정도 잡아 주는 것으로 보이나 예측값이 실제 값에 비해 높게 평가되는 경향이 있다.

〈그림 4-22〉 RF를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망



자료 : 저자 분석

〈표 4-29〉 RF를 활용한 우리나라 마른김 수출 전망의 평가

측정 항목	성과 측정
MAE	0.2040
MSE	0.0657
RMSE	0.2563

자료 : 저자 분석

제4절 전망모형 활용 방향

본 장에서는 상이한 김 수출 시장의 특성을 고려하여 전체 시장 대상은 물론, 국가별, 품목별로도 전망치를 산출하였다. 동일한 전망 모델(LSTM, GRU, RF)이 활용되었으며, 각 시장 상황마다의 상황을 고려하여 변수는 달리 선정되었다. 전반적으로 딥러닝 모델인 LSTM과 GRU는 학습률에 따라 전망 결과가 상이하게 나타났으나, 김 수출의 트렌드를 잘 잡아주고 있어, 전망모델로서의 가치를 살펴볼 수 있었다. RF 모델의 경우 상대적으로 안정적인(변동이 적은) 수출 전망 목표치 산출해주는 것으로 나타났으나, 변화되는 시장 상황을 민감하게 잡아주고 있진 않은 것으로 보인다. 그럼에도 안정적인 전망치를 산출해내는 데 있어 유용하게 활용할 수 있을 것으로 전망된다.

전체 시장을 대상으로 한 우리나라 김 수출의 전망을 통해 모형별 특징을 파악할 수 있었으며, 딥러닝 모델의 경우 학습률이 낮은 경우 예측값이 실제값보다 작게 측정되는 경향이 있고, 학습률이 높아질수록 예측값이 실제값보다 크게 측정되는 것으로 나타났다. 즉, 학습률을 높이면 최근 수출 트렌드를 보다 민감하게 받아들이는 경향이 있는 것으로 판단된다.

LSTM 결과와 GRU는 유사한 결과를 보이지만, 조금씩 차이를 보였다. 전체 시장을 대상으로 LSTM 결과의 경우 학습률이 0.0005일 때 가장 높은 예측 정확도를 보이고 있는 것으로 분석된 반면, GRU는 학습률이 0.0001일 때 가장 예측력이 높게 분석되었다. RF는 상대적으로 전망의 변동이 적은 안정적인 값을 보여주고 있는 것으로 나타나 향후 해당 모델에서 hyper parameter 조정을 더해 모형을 적합하게 만들어준다면, 전망모델의 예측력을 높이는 데 있어 도움이 될 수 있을 것으로 판단된다.

국가별 수출 전망에 있어서는 일본, 중국 시장 대비 미국 시장을 대상으로 했을 때, 예측력이 떨어지는 것으로 나타났는데, 이는 본 연구에서 구성한 hyper parameter 외에도 미국 시장으로 대상으로 했을 때, 차별적인 변수 구성에 대해 고민이 필요함을 나타내준다. 예를 들면, ‘한류’ 효과라든지, 업계의 ‘시장개척 노력’ 등을 반영하는 변수 등이 요구될 수 있다.

품목별 전망의 경우 조미김의 경우 각 전망모형의 학습률을 높였을 때 예측력이 높아지는 것으로 나타난 반면, 마른김은 학습률을 낮췄을 때 예측력이 높아지는 것으로 나타났는데, 이는 품목별 최근 수출 실적의 상이한 트렌드에 기반한 것으로 판단된다. 이와 같은 결과를 고려한다면, 조미김의 경우 최근 빠른 수출 증가세를 보이고 있기 때문에, 학습률을 높여 예측을 더욱 민감하게 해주고, 마른김의 경우 그렇지 않았기 때문에 학습률을 낮춰서 모델을 활용하는 방안을 고려해볼 필요가 있을 것으로 전망된다.

1. 수출 전망 목표 수립

수산물 수출 확대 전략 수립을 위해 중앙부처를 중심으로 해마다 수출 목표치가 설정되고 있다. 수출 목표치는 이전까지의 수출 추세는 물론, 연도별 수출 환경을 고려하여 결정되고 있는 실정이다. 이와 같은 수출 목표치 설정은 구체적인 수출전략 수립을 위한 가장 기초가 되며, 실현가능한 목표를 설정하고, 이를 달성하는 구조는 지속가능한 수산물 수출 산업 발전에 도움을 줄 수 있다. 또한 목표치와 관련한 실제의 성과를 통해 매년 수출 평가 및 반성을 해보는 기회로 삼아, 다음 해 수출 성과를 보완하는데에도 도움을 줄 수 있다.

본 연구의 접근법은 이러한 수출 목표치를 선정하는 데 있어 기초 근거

자료가 될 수 있다. 특히, 우리나라 전체 수산물 수출 전망의 목표치 산정은 물론, 세부적으로는 각 품목마다의 목표치를 설정함으로써 보다 구체적인 전략 수립에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 세분화된 목표 설정은 더 효과적인 수산물 수출전략 수립과 해마다 성과 및 반성에 기초가 되어 궁극적으로는 우리나라 수산물 수출 경쟁력 향상의 밑거름이 될 수 있다.

2. 주요 이슈에 따른 시장 영향력 계측

최근 국내외 다양한 이슈가 수산물 수출에 영향을 미치고 있다. 특히 수산업은 농축산업 부문과는 달리, 해외 무역이 산업에 차지하는 비중이 높으므로, 이슈에 따른 시장 영향력 계측에 관심이 높다. 수산물 수출 산업 역시 세계 경제 상황, 질병 이슈, 무역 갈등 등 다양한 요인에 의해 영향을 받으며, 이러한 환경 변화를 고려한 수출전략 수립이 요구되고 있다.

주요 이슈 상황을 고려한 수출 전망치는 수출국 다변화 전략 수립은 물론, 주력 수출 대상국의 변경, 효과적인 수출 지원체계 설정 등의 수출전략 수립에 도움을 줄 수 있다. 예를 들면 미·중 무역 분쟁 등의 상황에서 우리나라의 對미 수출의 영향과 對중 수출 영향, 그리고 제3국으로의 수출 영향을 파악하는 것은 어느 국가로의 수출을 더 집중해야 하는지 등을 판단하는 데 도움을 주며, 이에 따른 필요한 수출지원 사업 등이 무엇인지를 파악할 수 있게 된다.

또한, 한편으로 수출 전망 수치는 업계의 경영 효율성을 높이는 데에도 도움을 줄 수 있다. 수출업계의 경우 해외 시장을 주력으로 하는 경우도 있지만, 대다수는 내수 시장을 함께 목표로 하는 경우가 많으므로 수출/내수 비중 선택에 있어 도움을 줄 수 있다. 이 외에도 해외 시장 상황에 대한 고려는 기업의 관점에서는 전망 상황을 고려해서 원부재자 수급 관리를 할

수 있기 때문에 기업의 비효율적인 부문을 줄임으로써 경영의 효율성을 높여 나갈 수 있다.

따라서 수출 전망치는 단기적인 차원에서는 중앙부처를 중심으로 정보제공이 이루어지더라도 향후 장기적인 관점에서는 수출 동향 분석 및 전망 등의 자료를 민간에 제공하는 계획을 세울 필요가 있을 것으로 판단된다.

3. 덤러닝 모형의 수출입 부문 확장성에 관한 검토

본 연구의 모형은 수출 시장을 대상으로 하고 있다. 다만, 이와 같은 접근방법은 수입 시장에서도 동일하게 적용이 가능할 것으로 전망된다. 우리나라의 수출은 다른 국가에 입장에서는 수입이며, 우리나라의 수입은 다른 국가의 관점에서 수출이다. 즉, 수출과 수입의 결정요인은 공유가능한 부분이 있다. 따라서 본 연구의 접근법을 확장하면 수출입 부문의 수급 모형으로 확장이 가능할 것으로 판단된다. 이와 같은 모형은 글로벌 수급 모형으로 활용이 가능할 것으로 전망된다. 또한, 본 모형의 결과는 국내의 수급 모형과 연계하여 사용이 가능할 것으로 전망되며, 보다 정확도가 높고, 세부적인 모형의 기능을 기대할 수 있게 한다. 즉, 국내 수급 모형과 글로벌 수급 모형 간의 연계를 통해 더욱 체계적인 수급 모형 구축을 도모할 필요가 있다. 이를 위한 과정으로 하나의 품목군을 대상으로 우선 시범적으로 연계하여 모형을 구축해볼 필요가 있을 것으로 판단된다. 단, 우리의 주력 수급 관리 대상 품목을 대상으로 수출 모형과 수입 모형을 구축해볼 필요가 있으며, 향후 연구 과제를 통해 이러한 가능성을 알아볼 필요가 있을 것으로 전망된다.

05

결론 및 향후 연구 과제

제1절 결론

글로벌 무역환경의 불안정성이 높아지고 있는 가운데, 효과적인 수출전략 수립을 위한 수산물 수출 전망모델에 관한 관심이 증대되고 있다. 그러나 다양하고 잦은 대내외 무역환경 변동이 일어나고 있는 가운데, 복잡한 시장 상황은 수출 전망을 어렵게 하는 요소로 작용한다. 이러한 상황에서 다양한 수산물 수출과 관련한 연구들이 수행되어왔으며, 주로 계량경제학적 접근방법(시계열, 패널)이 활용되었다. 계량경제학적 접근법은 주요 거시경제지표를 중심으로 각 이슈의 영향력을 산출해내는 데는 장점을 보여 왔으나, 실시간 복잡한 시장 상황을 빠르게 반영하여 전망치를 산출해내는 것에는 한계를 보였다. 이에 본 연구에서는 수산물 수출과 같이 다양한 요인들이 결과에 영향을 미치거나 설명하기 어려운 상황을 ‘학습’이라는 개념을 극복하는 딥러닝(Deep learning) 접근법을 활용하고자 하였다.

우리나라 최대 수출 품목인 김을 대상을 전체 시장, 국가별, 품목별로 주요 세 가지 모델(LSTM, GRU, RF)을 활용하여 전망하였으며, 수출 전망 부분에서의 딥러닝 접근법 접목 가능성을 살펴보았다.

분석 결과, 전반적으로 김 수출 트렌드를 잘 포착해주고 있으며, 수출 전망모델로서의 활용 가치가 있는 것이 증명되었다. 특히 세분 시장별(국가별, 품목별) 차별화된 시장의 분석에서도 전망이 유용하게 이루어졌으며, 벤치마크(ARIMA) 모델에 비해서 높은 예측 성과를 보여주었다. 기존 계량 경제학 기반 모델(공적분) 등에 비해서 선행적으로 데이터 정리(계절성 제거, 시계열 안정성 확보 등)를 해주어야 하는 부분이 줄었고, 손쉽게 전망 수치를 산출해낼 수 있다는 점에서 큰 이점이 있는 것으로 분석되었다. 다만, 딥러닝 모델의 경우 학습률을 연구자가 어떻게 설정하느냐에 따라 전망 값의 성과가 차이를 보였는데, 해당 부분은 최종 전망 값을 산출해내기 전 적합한 시험을 통해 결정된 학습률을 설정하고, 전망하는 노력을 통해 한계를 극복할 수 있을 것으로 전망된다.

본 연구의 분석 결과는 매년 수산물 수출 전망 목표치를 설정하거나, 이슈 발생 대비 영향력 계측 등에 활용이 가능할 것으로 예상된다. 특히 수출 목표치 설정은 구체적인 수출전략 수립을 위해 활용이 가능할 것으로 예상되는데, 실현가능한 목표를 설정하고, 이를 달성하는 구조는 지속가능한 수산물 수출 산업 발전에 도움을 줄 수 있다. 또한 목표치와 관련한 실제의 성과를 통해 해마다 평가 및 반성을 해보는 기회로 삼아, 이듬해 수출을 보완하는 데에도 도움을 줄 수 있다. 이슈 상황을 고려한 영향력 계측은 분석 결과를 고려한 주요 수출 대상국의 변경, 효과적인 수출 지원체계 설정 등의 수출전략 수립에 도움을 줄 수 있을 것으로 예상된다.

제2절 향후 연구 과제

향후 연구는 상시 해외시장을 모니터링하고, 이와 관련한 수산물 수출 전망이 요구되는 「KMI 해외시장분석센터」의 특성을 고려하여 분석모델을 종합적으로 구성하여 운영할 예정이다. 본 연구와 같은 딥러닝 모델은 실질적인 수산물 수출 전망치를 산출하는 데 활용하고, 이슈의 영향력 계측은 계량경제학 모델, 국내업계의 체감은 경기지수를 활용할 수 있겠다. 이를 위해 연차별 수산물 수출 전망모델 구축 로드맵을 수립하였다. 우선적으로 본 연구에서처럼 주요 거시 지표를 중심으로 종합적인 모델을 구축하고, 이후 국가별, 품목별 전망의 세분시장 특성을 반영하는 고도화 작업을 수행하여, 예측 성능을 높이는 작업을 수행한다.

〈표 5-1〉 수산물 수출 전망 모델 구축 로드맵

구분		2023년	2024년	2025년
영 향 력 계 측	계 량 경 제 학	<ul style="list-style-type: none"> • 對세계(전체) 수출 모델 구축 • 국가별 분석 모델 구축 (일, 중, 미) 	<ul style="list-style-type: none"> • 분석 대상 국가 확대 (ASEAN, EU) • 품목별 분석 모델 구축 (김, 참치) 	<ul style="list-style-type: none"> • 분석 대상 국가 확대 (중동 및 러시아 등) • 분석 대상 품목 확대 (굴, 전복, 어묵, 넙치)
전 망 치 산 출	딥 러 닝	<ul style="list-style-type: none"> • 對세계(전체) 수출 모델 구축 • 국가별 분석 모델 구축 (일, 중, 미) 	<ul style="list-style-type: none"> • 분석 대상 국가 확대 (ASEAN, EU) • 분석 대상 품목 확대 (참치) 	<ul style="list-style-type: none"> • 분석 대상 국가 확대 (중동 및 러시아 등) • 분석 대상 품목 확대 (굴, 전복, 어묵, 넙치)
현 장 반 영	경 기 지 수	<ul style="list-style-type: none"> • 수출 경기 지수 체계 구축 	<ul style="list-style-type: none"> • 수출 경기 지수 체계 보완 및 활용 	

자료 : 저자 작성

참고문헌

국내 문헌

- 김규민·김도훈(2018), 「대미 수산물 수출에 관한 한-미 FTA 효과 및 수출결정요인 분석」, 『무역학회지』, 43(6), pp. 71-92.
- 김수현(2020), 「딥러닝을 활용한 거시경제 및 금융시장 분석과 예측」, 『BOK 경제연구』.
- 송민기(2022), 「수출 급변동 조기예측모형: 코로나19 사례를 중심으로」, 『KIF금융분석보고서』.
- 임설매·김기수(2016), 「한국의 대ASEAN 수산물 수출결정요인에 관한 연구」, 『수산경영론집』, 47(2), pp. 15-32.
- 천성훈·김철현·노아현·허수진(2021), 「인공신경망모형을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구 -김 양식을 중심으로-」, 『KMI 연구보고서』.
- 최종일·박순찬(2016), 「Bayesian VAR모형을 이용한 정보통신산업 수출 전망 연구」, 『무역연구』, 12(2), pp. 515-527.
- 한기욱·양이석·김문화·김명수(2021), 「수산물 수출 전망 모형 구축 연구: 주요 3개국(일, 중, 미) 수출 결정 요인 분석」, 『KMI 사업조사보고서』.
- 해양수산부(2021), 「2021년 수산물 수출 확대 전략」.
- 황강석·최정화·오택윤(2012), 「인공신경망을 활용한 고등어의 위판가격 변동 예측 -어획량 제한이 없었던 TAC제도 시행 이전의 경우-」, 『수산해양기술연구』, 48(1), pp. 72-81.
- 황수진·고병욱·최건우·안영균·김병주(2020), 「인공지능기반 해상운임예측 연구」,

『KMI 연구보고서』 .

홍성욱·신현수·박성근·김정현(2017), 「국가별·경제권별 수출결정요인 분석을 통한 수출전망모형 구축 연구」, 『KIET 연구보고서』 .

국외 문헌

Bouras,D.(2015), 「Combining forecasts to enhance fish production prediction: The case of coastal fish production in Morocco」, 『Atlantic Review of Economics』, Vol.2, pp. 1-19.

Chen,J.X.·Jiang,D.M.·Zhang,Y.N.(2019), 「A Hierarchical Bidirectional GRU Model With Attention for EEG-Based Emotion Classification」, 『IEEE Access』, Vol. 7, pp. 118530-118540.

Da Fonseca Marques,R.A.(2020), 「A Comparison on Statistical Methods and Long Short Term Memory Network Forecasting the Demand of Fresh Fish Products」, 『Universidade do Porto』 .

Dave,E.·Leonardo,A.·Jeanice,M.·Hanafiah,N.(2020), 「Forecasting Indonesia Exports using a Hybrid Model ARIMA-LSTM」, 『Procedia Computer Science』, Vol.179, pp. 480-487.

Devi,M.·Kumar,J.·Malik,D.P.·Mishra,p.(2021), 「Forecasting of wheat production in Haryana using hybrid time series model」, 『Journal of Agriculture and Food Research』, Vol.5.

Elavarasan,D.·Vincent,P.D.(2020), 「Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications」, 『IEEE Access』, Vol.8, pp. 86886-86901

Gephart,J.A.·Deutsch,L.·Pace,M.L.·Troell,M.·Seekell,D.A.(2017), 「Shocks to fish production: Identification, trends, and consequences」, 『Global Environmental Change』, Vol.42, pp. 24-32.

Guttormsen,A.G.(1999), 「Forecasting weekly salmon prices: Risk management in fish farming」, 『Aquaculture Economics & Management』, 3(2), pp. 159-166.

- Howwowed,A.B.·Beamish,R.J.·Okey,T.A.·Schirripa,M.J.(2008), 「Forecasting Climate Impacts on Future Production of Commercially Exploited Fish and Shellfish」, 『North Pacific Marine Science Organization』, Vol.34.
- Khiem,N.M.·Takahashi,Y.·Dong,K.T.P.·Yasuma,H.·Kimura,N.(2021), 「Predicting the price of Vietnamese shrimp products exported to the US market using machine learning」, 『Fisheries Science』, Vol.87. pp. 411–423.
- Li,C.·Ding,Z.·Zhao,D.·Yi,J.·Zhang,G.(2017), 「Building Energy Consumption Prediction: An Extreme Deep Learning Approach」, 『MDPI–Energies』, 10(10)
- Mah,P.J.W.·Zali,N.N.M.·Ihwal,N.A.M.·Azizan,N.Z.(2018), 「Forecasting fresh water and marine fish production in Malaysia using ARIMA and ARFIMA models」, 『CMalaysian Journal of Computing』, 3(2), pp. 81–92.
- Maimaitijiang,M.·Sagan,V.·Sidike,P.·Hartling,S.·Esposito,F.·Fritschi,F.B.(2020), 「Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning」, 『Remote Sensing of Environment』, Vol.237
- McCorriston,S.·Sheldon,I.(1994), 「International Competitiveness: Implications of New International Economics」, 『Competitiveness in International Food Market』.
- Parihar,J.S.·Oza,M.p.(2006), 「FASAL: an integrated approach for crop assessment and production forecasting」, 『Agriculture and Hydrology Applications of Remote Sensing』.
- Rahman,L.F.·Marufuzzaman,M.·Alam,L.·Bari,M.A.·Sumaila,U.R.·Sidek,L.M.(2021), 「Developing an Ensembled Machine Learning Prediction Model for Marine Fish and Aquaculture Production」, 『MDPI–Sustainability』, 13(16).
- Rayan,M.A.·Rahim,A.·Rahman,M.A.·Marjan,M.A.·Ali,U.A.M.E.(2021), 「Fish Freshness Classification Using Combined Deep Learning Model」, 『IEEE Access』.
- Shen,M.·Lee,C.F.·Liu,H.H.·Chang,P.Y.·Yang,C.H.(2021), 「Effective multinational trade forecasting using LSTM recurrent neural network」, 『Expert Systems with Applications』, 182(15)
- Xu,J.L.·Hsu,Y.L.(2022), 「Analysis of agricultural exports based on deep learning and text mining」, 『The Journal of Supercomputing』, Vol.78, pp. 10876–10892

일반사업 2022-17-01

딤러닝 활용 김 수출전망모형 구축

인쇄 2022년 10월 29일

발행 2022년 10월 31일

발행인 김 종 덕

발행처 한국해양수산개발원

주소 49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

연락처 051-797-4800 (FAX 051-797-4810)

등록 1984년 8월 6일 제313-1984-1호

비매품