



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

박 사 학 위 논 문

농산물의 거래처별 가격과 수요를 예측하고
물동량을 분배하는 딥러닝 방법론 연구

지도교수 이 종 태

동국대학교 대학원 산업시스템공학과

안 혜 정

2022

박 사 학 위 논 문

농산물의 거래처별 가격과 수요를 예측하고
물동량을 분배하는 딥러닝 방법론 연구

안 혜 정

지도 교수 이 종 태

이 논문을 박사학위 논문으로 제출함

2021 년 12 월

안혜정의 공학 박사학위 논문을 인준함

2022 년 1 월

위 원 장 박 준 영 (인)

위 원 윤 병 운 (인)

위 원 염 세 경 (인)

위 원 배 경 한 (인)

위 원 이 종 태 (인)

동국대학교 대학원

목 차

제1장 서 론	1
제1절 연구의 배경 및 필요성	1
제2절 연구의 차별성	6
제3절 연구의 목적	8
제4절 연구의 범위 및 논문의 구성	9
제2장 선행 연구	11
제1절 농산물 가격 예측에 관한 연구	11
1. 시계열 데이터 기반 가격 예측	11
2. 딥러닝 기반 농산물 가격 예측	12
제2절 물동량 예측 및 분배에 관한 연구	14
1. 물동량 예측 및 분배	14
2. 농산물 물동량 예측 및 분배	14
제3절 농산물 유통의 특성 연구	17
1. 농산물 유통	17
2. 농산물 가격 특성	17
3. 농산물 유통 비용 특성	20
제3장 딥러닝 기반 농산물 가격 예측 및 거래처별 농산물 물동량 분 배 방법론 개발	27
제1절 딥러닝 기반 가격 예측 모델 소개	27
1. 가격 예측 모델 소개	27

2. 도매시장 토마토 거래 내역 기반 가격 예측 방법론 개발	31
제2절 거래처별 토마토 물동량 분배 방법론 개발	33
1. 물동량 분배 방법 소개	33
2. 예측 가격 기반 거래처별 분배 방법론 개발	39
제4장 연구 개발 방법론 적용	41
제1절 연구 대상 개요	41
제2절 데이터셋	51
제3절 가격 예측 모델 실험 및 검증	56
제4절 거래처별 물동량 분배 모델 실험 및 검증	61
제5절 거래처별 물동량 분배 모델 시스템 프레임워크 제시	64
제5장 결론 및 추후 연구 과제	69
제1절 결론	69
제2절 추후 연구 과제	71
참고문헌	73
ABSTRACT	82

표 목 차

<표 1-1> 연구의 차별성	7
<표 2-1> 춘천 토마토의 거래되는 도매시장별 경제적 효과 비교	15
<표 2-2> 주산지에서 소비지까지 유통단계에서 유통비용	21
<표 2-3> 농산물 유통단계별 유통비용	22
<표 2-4> 농산물 물류비와 유통비용 관계	23
<표 2-5> 농산물 세목별 비용 예시	24
<표 2-6> 2018년 방울토마토 유통 비용 비율	24
<표 2-7> 2019년 6월 방울토마토 출하 지역/경로별 유통비용 비율 ..	25
<표 3-1> 물동량 분배 비율	38
<표 4-1> 토마토 주요 생산지	42
<표 4-2> 토마토 품종 및 kg당 거래 가격	42
<표 4-3> 토마토 등급 및 비율	43
<표 4-4> 토마토 출하 유형 및 비율	45
<표 4-5> 토마토 거래 유형 및 비율	46
<표 4-6> 토마토가 거래되는 도매시장(34개)과 법인명(84개)	47
<표 4-7> 연도별/월별 토마토 거래 가격 추이	48
<표 4-8> 입력 및 출력 변수 설명	54
<표 4-9> 입력 및 출력 변수 예시	55
<표 4-10> 모델 하이퍼파라미터 값	56
<표 4-11> 모델의 성능비교표	58
<표 4-12> 거래처별 물동량 재분배 결과값	62

그 립 목 차

[그림 1-1] 농림축산식품 공공데이터	2
[그림 1-2] 농림축산식품 공공데이터	10
[그림 2-1] 농산물 계절성 불안정성 예시	18
[그림 2-2] 연도별 유통 단계에 따른 비용 추세	22
[그림 2-3] 연도별 유통 비목별 비용 추세	22
[그림 3-1] 다층 퍼셉트론 구조	28
[그림 3-2] CNN 구조	29
[그림 3-3] RNN 구조	29
[그림 3-4] LSTM 구조	30
[그림 3-5] 제안한 예측 모형	31
[그림 3-6] 최적 모형 선택 절차	32
[그림 3-7] 방법론 흐름도	34
[그림 3-8] 방울토마토 거래 가격 및 거래량	35
[그림 3-9] 83개 법인별 방울토마토 가격 추이	36
[그림 3-10] 물동량 분산 모델 예시	37
[그림 4-1] 토마토 생산량 및 면적(1990년 ~ 2016년)	41
[그림 4-2] APC의 토마토 선별 기준표 및 규격별 자동 입고 예시	43
[그림 4-3] 토마토의 주요 유통 경로	44
[그림 4-4] 생산지-APC 유통 경로 예시	45
[그림 4-5] 농산물 도매시장의 경매 거래 방식	46
[그림 4-6] 2015-2018년 월별 kg당 토마토 거래가격 추이	49
[그림 4-7] 2012년 월별 원산지별 가락도매시장 반입량 비율	49

[그림 4-8] 토마토 대표 생산지	50
[그림 4-9] 토마토 대표 소비지	50
[그림 4-10] 수집된 데이터의 예시	51
[그림 4-11] 토마토 가격 및 수량 히스토그램(가락_동화)	52
[그림 4-12] 토마토 가격 및 수량 추이(가락_동화)	53
[그림 4-13] 방울토마토 학습 데이터 예측 결과(가락_동화)	59
[그림 4-14] 방울토마토 학습 데이터 잔차 변동(가락_동화)	59
[그림 4-15] 방울토마토 실제가격과 예측가격(가락_동화)	60
[그림 4-16] 토마토 가격 예측 예시	62
[그림 4-17] 토마토 물동량 분배 예시	62
[그림 4-18] '17년도 C농협 - 거래 법인별 물동량 분배 검증	63
[그림 4-19] 거래처별 농산물 물동량 분배 시스템 구조	64
[그림 4-20] 시스템 논리 데이터 모델	65
[그림 4-21] 농산물 물동량 분배 화면	66
[그림 4-22] 도매법인별 출하량 및 경락가격 비교 화면 예시	66
[그림 4-23] 예측 출하량과 실제 출하량 비교 화면 예시	67
[그림 4-24] 실제 출하 발주 프로세스 예시	68

제1장 서론

제1절 연구의 배경 및 필요성

최근 농업 관련 데이터는 IoT 센서 및 플랫폼 도입, 데이터 거버넌스 정책 등 급격한 디지털 변환으로 인해 대량의 데이터들이 축적되어 빅데이터화가 되고 있다(Lezoche et al., 2020). 예를 들면, 스마트 팜에서 매 시간 쌓이고 있는 온도, 습도, 이산화탄소 등의 IoT 센서 데이터나, 공공 데이터로 제공되는 농산물의 작황과 관련된 날씨, 위치, 지도 데이터 등과 농산물의 도소매 거래량, 경매 거래 가격 등의 데이터를 들 수 있다. 이들 데이터는 각각 농작물의 수확과 수율을 예측하고 생산 계획과 가격 예측 데이터로 활용되고 있다(Zamora-Izquierdo et al., 2019). 이렇게 분석된 데이터는 생산자와 농산물 공급망 참여자들에게 높은 생산성과 고부가 가치를 제공할 수 있기에 최근 농업산업에서 매우 중요시되고 있다(Kamilaris et al., 2017).

농산물 가격 예측과 분산을 위해서는 관련한 데이터 확보가 매우 중요하다. 농산물의 경우에는 '농수산물 유통 및 가격 안정에 관한 법률'에 의해 [그림 1-1]과 같이 aT한국농수산물유통공사의 농림축산식품 공공데이터 포털을 통해 전국 농산물 도소매 가격 자료와 유통실태 데이터를 제공하고 있다. 이 포털에서 제공되는 정보를 활용하면, 농산물 산지-도매시장-도매법인 간의 가격 예측과 물동량 분배에 대한 기초 정보 데이터셋을 구성할 수 있다.



[그림 1-1] 농림축산식품 공공데이터 포털

(<https://data.mafra.go.kr/main.do>)

농산물은 정부 주도의 산지유통 활성화 사업이 추진되어 품목별 전문화, 공동 선별-출하-수송-판매가 이루어지고 있다. 그 결과, 농산물 대량 출하, 유통 협약, 수확 후 관리 기술 제고, 전략적 농산물 마케팅, 직거래 및 대형 유통업체와의 거래, 공동 계산 등이 가능하게 되었다. 생산지에서 출하되는 농산물은 농협의 Agricultural Products Processing Center(APC)에서 하나의 브랜드로 만들어져 도매시장으로 판매된다(나환식 외, 2013). 하지만 2012년, 396개의 APC 경영성과 투자수익률(ROI : Return On Investment)을 조사한 결과, 전국적으로 8%의 낮은 수익률을 보였고, 강원도는 15.5%로 최대 수익률을, 경기도는 4.8%의 저조한 수익률을 나타내었다. 더욱이 APC의 44.6%가 수익이 적자 상태였으며, 규모가 클수록 경영 실적에 부진하였다(이향미 외, 2016). 경영 실적이 부진했던 이유는 인건비의 증가, 낮은 가동률 등의 문제도 있었지만 가장 큰 이유는 제대로 된 물동량 예측을 하지 못했기 때문이다(Kim et al., 2020)

산지에서 생산되는 농산물을 농민과 APC에게 합리적인 가격과 마진으로 거래처에 출하하기 위해서는 APC의 규모화, 조직화 및 산지 물류 시스템의 효율화, 마케팅 능력이 필요하다(이향미 외, 2015). APC에서 출하되는 농산물의 안정적인 공급체계와 균일한 품질은 개별 출하하는 경우보다 높은 농가 수취의 가격을 형성하게 되며, 지역산 농산물이 수도권 도매시장을 거쳐 지역 도매시장으로 재유입되는 경우에는 농민에게는 낮은 수취 가격을 소비자에게는 높은 가격에 판매되기 때문에 APC에서는 가격 예측과 거래처별 물동량 분배 계획을 수립하는 것이 반드시 필요하다.

이에 따라 농산물 빅데이터를 기반으로 한 시계열 및 딥러닝을 이용한 가격, 물동량, 수요 예측 등이 연구되고 있다. 그 결과, 가격 예측 등에 좋은 성능을 보이는 모형들이 개발되었다. 이와 관련된 대부분의 연구는 농산물 가격 안정화와 산지 수급 조절을 위한 가격 예측 모형으로 기후 정보, 환율 정보, 물가 정보를 활용한다. 이는 산지유통센터인 APC가 노하우나 경험 중심의 경영 운영방식을 탈피하기 위한 실제 거래처별 거래 데이터 기반 의사결정시스템이 미흡하다는 것을 의미한다. 즉, 농가에서는 농산물 공급과 시장 수요 충족을 위한 품질의 불확실성 때문에 농작물의 작황 여부와 관계없이 유통 문제로 인해 경제적 어려움을 마주치게 된다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 농산물 공급망 관리 분야의 불확실성을 극복하기 위한 연구가 필요하다(Borodin et al., 2016).

농산물의 가격 예측은 거래 일자에 따른 거래 가격, 거래 물량 등 거래 데이터를 기반으로 하고 있기 때문에 전통적 통계 방식인 시계열 분석 지수평활법(Exponential Smoothing), Holt Winters, ARIMA(Auto-regressive Moving Average) 등과 같은 방법들이 사용되고 있다(Kang, 2015; Baser et al, 2018; Mihajlovic et al., 2019; Mutwiri et al., 2019; Weng et al., 2019, Kim, 2021). 이는 날짜별 농산물 가격을 예측하는데 가장 간단한 방법론이다. 그러나 예측하고자 하는 날짜별 농산물의 가격과 다양한 입력 변수 간의 선형 결합으로 인해 회귀 모델을 설명하는데 있어서 가격과 설정한 변수들 사이에 복잡한 관계가 형성되어 예측에 한계가 있다. ARIMA 모형은 현시점의 관측값이 과거 관측값들의 함수 형태로 나타내며 식별, 추정, 진단, 예측과정으로 이루어진다. 모형의 진단 방법으로는 잔차 분석을 활용하며, 이를 통해 관측한 시계열이 잘 적합한

지를 검진한다. 이는 추세를 확인하는 효과적인 방법이지만, 급변하는 환경적 변화나 예외 사항 발생이 많아진 유통 환경하에서 미래의 이슈를 고려하지 못하므로, 이를 극복하기 위하여 최근에는 수요 예측에 딥러닝 기법이 많이 사용되며, 대표적으로 MLP(Multi-layer Perceptron), CNN(Convolutional Neural Network), LSTM(Long Short Term Memory) 등이 있다(배경태 외, 2016; 배경태, 2017; 신성호 외, 2018; 김진 외, 2019; 황대현 외, 2020; 임혜진, 2020; Kim et al., 2020). 이 방법들은 주가 예측, 대기 오염에 따른 건강 위험도 예측, 판매량 예측, 에너지 소비 예측, 가격의 예측, 자연어 처리, 음성 인식, 이미지 인식 분야에서 활발히 연구되고 있다(김우람, 2021)

이에 본 연구에서는 시계열 농산물 거래 데이터 기반의 딥러닝 기법(MLP, CNN, LSTM 등)을 활용한 가격 및 수요 예측 모형의 개발 및 물동량 분배 알고리즘 개발을 통해 생산자에게 최적 수익을 지원하는 실제 물동량의 흐름을 제공하는 방법론을 제안한다. aT한국농수산물유통공사에서 제공하고 있는 실시간 경락가 데이터를 바탕으로 34개의 도매시장의 82개의 법인 거래처별 가격 예측 모형을 도출하였고, 이를 기반으로 5월부터 12월 사이에 서울시 및 경기도에 공급되는 토마토의 70% 이상을 공급하고 있는 생산지가 강원도 춘천시 토마토 물동량 비율을 조절하여 예측 수익을 계산하는 방법을 제안한다. 또한 본 방법론을 적용한 농산물 물동량 분배 시스템의 프레임워크도 함께 제시한다.

제2절 연구의 차별성

본 연구의 차별성으로는 농산물 가격 급등락과 유통비 효율 문제 해결에 활용 가능한 방법론을 제시함에 있다. 기존의 방법은 대부분 가격을 정하고 거래(정가 매매)하거나 상대방을 특정해 놓고 거래(수의 매매)하기 위해서는 과거의 거래 정보를 보면서 가격을 예측하고 물량을 정해야 하는데, 현재는 담당자의 노하우나 엑셀 데이터에 의존하고 있다. 본 연구를 통해 제시하는 방법론은 도매법인이 기존의 출하자-중도매인 사이에서 물량과 가격을 조율하는 거래 방식인 정가매매 및 수의매매 거래에 있어서 가격 교섭력이 있는 공동 출하, 농협계통 출하, 산지 유통인 출하 방식 거래에서의 출하자에게 딥러닝 기반 의사결정 지원이 가능하다. 특히, 생산자공동출하, 농협계통 및 산지유통인 출하가 전체 출하의 반을 점유하고 있으므로(19년 점유율 57.11%), 본 연구 결과물의 활용성을 기대할 수 있다

본 연구에서 제시한 가격 예측과 물동량 방법론은 기존의 방식에 비해 <표 1-1>과 같은 차이점이 있다. 기존의 분배 방법 중, 수배송패턴 분석, 재고량 분석, 물류비 고려, 고객사별 납품 조건 비용 고려 등은 본 연구에서 사용한 데이터셋이 이미 거래가 성사된 결과 가격의 데이터셋이므로 고려 대상에서 제외하였으며, 분배 방법에서 고려 중요도가 낮았던 거래처별 일별 가격 예측과 거래처별 일별 물동량 분배 시뮬레이션이 빅데이터와 딥러닝 분석 기술 기반으로 가능하게 되어 본 연구의 범위에 포함시켰다.

본 연구의 결과물인 법인별 가격 예측, 물동량 재분배량, 예측 출하량과 실제 출하량 비교 등을 바탕으로 한 거래 및 물류 네트워크 재설계, 경쟁 업체(같은 지역, 비슷한 출하 시기 업체)와의 경영성과 비교평가 및 검증의 기초 자료 등은 농산물 지능화 경영 자료로 활용이 가능하다.

<표 1-1> 본 연구의 차별성

분배 방법	본 연구 범위	기존 연구 범위
1) 물동량 분포 분석	O	O
2) 물량 패턴의 파악	O	O
3) 물동량 트렌드, 계절성 분석	O	O
4) 수배송패턴 분석	X	O
5) 재고량 분석	X	O
6) 물류비 고려	X	O
7) 고객사별 납품 조건 비용 고려	X	O
8) 거래처별 일별 가격 예측	O	X
9) 거래처별 일별 물동량 분배 시뮬레이션	O	X

제3절 연구의 목적

본 연구의 목적은 농산물 도매시장의 거래 데이터를 활용하여 APC의 거래처별 가격을 예측하고 최적 수익을 목적으로 하는 실제 물동량의 흐름을 제공하는 방법론을 제시하는 것이다. 이를 위한 세부 내용은 다음과 같다.

첫째, 생산지가 강원도 춘천인 토마토를 거래하는 도매법인별 가격 예측 모델을 개발한다. 이를 위하여 거래 일자, 토마토의 kg당 거래가격 데이터, 거래처별 반입량 데이터 등을 통합하여 분석 데이터로 사용한다. 결측값은 제거하고 입력 변수들의 정규화하여 사용한다. 또한 거래처별 데이터에 적합한 최적 모델을 설계하여 구현한다.

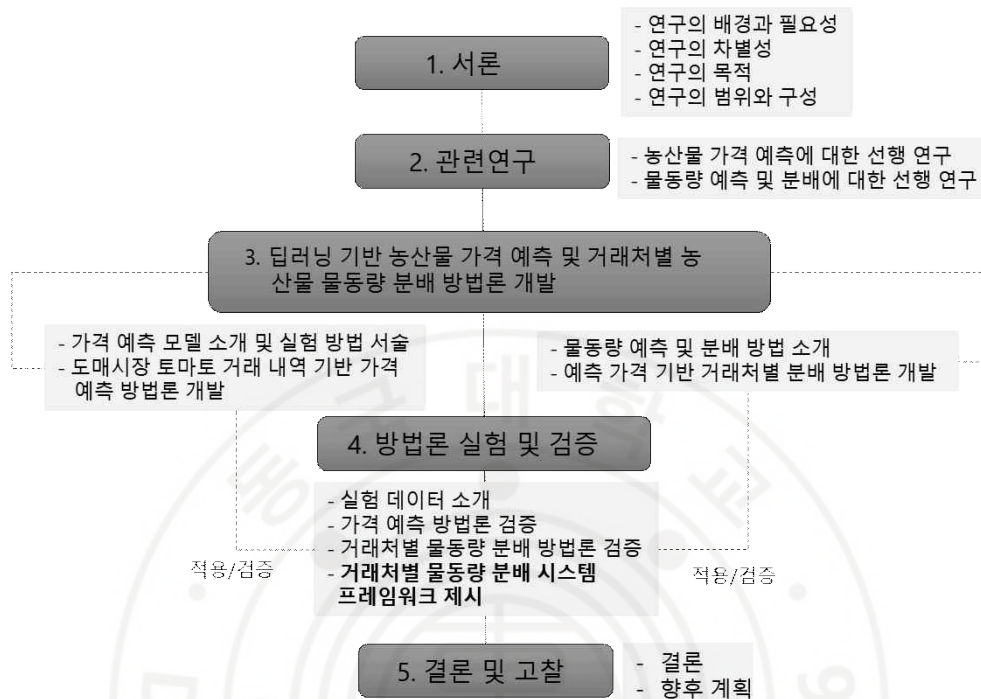
둘째, 학습된 가격 예측 모델을 이용하여 예측된 가격을 기반으로 거래처별 최적 물동량을 결정하는 물동량 분배 알고리즘을 제안한다. 도매시장의 가격 예측 모델, 최근 분배 물동량 비율, 데이터 전처리 방법을 이용하여 도매법인별 최적 물동량을 계산한다.

셋째, 농산물 가격 예측 모델과 거래처별 분배 모델을 기반의 거래처별 물동량 분배 시스템 프레임워크를 제시한다.

제4절 연구의 범위 및 논문의 구성

본 연구는 농산물 실시간 경락 가격을 기반으로 생산자 조직과 도매시장에서 거래되는 토마토, 방울 토마토 가격 예측과 이를 기반으로 강원도 춘천시에서 생산되는 토마토의 거래처별 최적 이익을 내는 물동량 분배를 연구 대상으로 한다.

본 논문은 총 5장으로 구성하였다. 1장에서는 연구의 배경 및 필요성, 연구의 차별성, 목적, 그리고 연구의 범위 및 구성에 대해 기술한다. 2장에서는 농산물 가격 예측과 물동량 분배에 대한 선행 연구와 이론적 배경에 대해 고찰한다. 3장에서는 본 연구에서 딥러닝 기반 거래처별 토마토 가격 예측 모델과 실험 방법 대해 기술하고, 예측한 가격 기반 물동량 분배 방법론을 제안한다. 4장에서는 사용한 데이터에 대해 설명하고 실험 결과를 검증한 후 거래처별 물동량 분배 시스템 프레임워크를 제시한다. 5장에서는 본 연구의 결론과 향후 계획에 대해 서술한다. [그림 1-2]는 같이 각 장의 연구 세부항목과 프로세스를 구조화한 논문의 구성도이다.



[그림 1-2] 논문의 구성

제2장 선행 연구

제1절 농산물 가격 예측에 관한 연구

1. 시계열 데이터 기반 가격 예측

전통적으로 가격 예측에는 시계열 분석이 주로 이용되었으며 대부분 주가 예측, 신용 평가 예측, 석유 가격 예측, 판매량 및 재고 예측, 에너지 소비 예측 연구에 활용되었다(신성호 외, 2018). 이러한 연구 중에는 온라인 패션 샘플 판매 업계에서 오는 소매 업체의 데이터를 사용한 가격 결정을 최적화하는 방법에 관한 연구가 있으며, 이 연구에서는 과거 매출 손실 및 미래 수요 예측하고 제품 가격 및 수요 의존성 등을 고려한 가격 책정을 위한 알고리즘을 개발하고 기계학습을 통해 가격 결정 지원 도구를 생성하였다(Ferreira et al., 2015). 이 연구에서는 소매점 판매의 홍보전략을 결정하고 운영 예측을 결정하기 위해 상품 카테고리 SKU-level을 사용한 4단계 방법론 프레임워크 개발을 통해 예측을 진행하였다.

또한 잠재적으로 판매에 영향을 주는 변수들을 이용해 다단계 LASSO 회귀 분석에 의한 변수 선택 및 모델을 추정하여 다중 차원의 예측 방법론 연구도 있다(Ma et al., 2016). 이 연구에서는 기존의 SKU 자체 예측 변수만을 사용한 모델 대비 12.6%의 예측 성능 향상을 보였다.

그 외에 시계열 데이터인 비트코인의 가격 예측(서윤번, 2017), 국제 원자재 가격 예측(박소윤, 2019), 다세대주택 실거래 가격 예측(손웅정, 2019), 선박연료유 가격 예측(김경환, 2021) 등의 연구가 있다.

특히, 전자 입찰 가격 예측 관련 연구(황대현, 2020)에서는 가격은 다양한 관계자가 참여하여 결정되고, 가격 예측에서 있어서 가격에 대한 정보가 부족하여 추측이 어려우며, 과거의 가격과 현재의 가격의 관련성을 파악하기 어렵다는 단점을 기술하였다. 그러나 다양한 인공지능기법을 이용하여 기존 가격 데이터를 분석하고 훈련시키면 기존의 가격 예측보다 정확도가 높은 결과를 도출할 수 있음을 검증하였다.

2. 딥러닝 기반 농산물 가격 예측

가격의 변화는 일정 시간에서 독립 변수에 따라 가격 즉, 종속 변수가 어떤 변화를 가지느냐는 것이다(신성호 외, 2018). 최근 농산물 가격 예측 분야에서 딥러닝 기법 기반 기상 데이터 등의 변수를 활용하여 가격을 예측하는 연구가 활발히 이루어지고 있다. 계절적 변동을 변수로 하여 오이, 시금치 가격 예측 시스템을 구축하는 연구(Wang et al., 2013), 시계열 방법으로 과채류 월별가격 예측 연구(최병옥 외, 2007), 기상 정보, 수요량, 공급량, 시장 가격 변동 등의 변수를 활용하여 토마토 소매가격을 예측하는 시계열 모델을 만든 후 가격 변동을 예측하거나(Zhang et al., 2014), 시계열 모델을 이용하여 농산물 가격 예측한 연구(임지연, 2015), 농산물 가격변동성 지표와 추세를 분석하여 가격을 예측한 연구(강원중, 2015). 인공지능을 이용한 과일 생산 예측 성능을 비교한 연구(Castro et al., 2017), 양파와 마늘 가격 모델을 통해 가격 예측력을 비교한 연구(하지희 외, 2019), 기상 정보를 이용하여 다변량회귀분석, 다중 뉴럴 네트워크 분석으로 배추 가격을 예측한 연구(채명수, 2017), 유가, 다중선형회귀분석과 인공신경망으로 기상 데이터를 사용한 오이의 가격

을 예측한 연구(배경태, 2016), IoT 데이터 기반 농작물 작황 수율과 가격 예측에 관한 연구(Zamora et al., 2019), LSTM 모델 기반 농산물 가격 예측에 관한 연구(한지섭 외, 2018; 김진 외, 2019; 신성호 외, 2018; 임혜진, 2020) 등이 있다.

기존의 연구들은 독립적으로 예측을 수행한 후, 결과를 통합하는 방식을 취하므로 데이터의 의미를 정확하게 파악하지 못하는 한계가 있었다. 또한 한정된 정보만을 제공하거나 데이터 처리 속도가 지연되는 경우도 있었다. 이로 인해 조사된 데이터와 실제 데이터의 차이가 발생하기도 한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위해 도매시장에서 거래되는 토마토 품목의 거래 데이터를 통합하여 거래처별로 가격을 예측하는 방법론을 제시한다.

제2절 물동량 예측 및 분배에 관한 연구

1. 물동량 예측 및 분배

물동량 예측 및 분배 관련 연구로는 인공지능망과 유전자 알고리즘 기반의 융합모델을 이용한 가전제품 판매 물량 예측 연구(서광규, 2015), 기상 정보 및 토지 이용정보를 활용해 실시간 대기 오염량 예측을 모델링한 연구(Adams et al., 2016), 날씨 데이터를 이용하여 가전제품 소비 에너지 예측 및 분배에 관한 연구(Candanedo et al., 2017), ANN 이용한 태양광 에너지 분배에 관한 연구(정진화 외, 2018) 등이 있다. 또한 전력 거래량 예측에서 MLP, RNN, LSTM, AMFIS 신경망 알고리즘을 이용하여 전력 거래량을 예측하는 연구(최정곤, 2019), ARIMA, LSTM, CNN 등 딥러닝 기법을 활용하여 가구 부자재 주문의 수요를 예측하는 연구(김재성 외, 2020), 계절성 ARIMA 모델과 LSTM 모델 기반의 항만 컨테이너 화물량 예측에 관한 연구(김두환, 2020) 등이 있다.

2. 농산물 물동량 예측 및 분배

농산물 물동량은 추상적인 예측으로 물동량과 관련된 다양한 변수가 있으며, 예상하지 못한 이유로 물동량이 변하기도 한다. 농산물 물동량 예측과 분배에 관한 연구는 많지 않으며, 농협 토마토 데이터를 SNA(Social network Analysis) 방법에 이용함으로써 시계열 예측 기반의 Prophet 라이브러리로 물동량 가격 및 이동 경로를 예측한 연구(Kim et al., 2020). 농협 빅데이터를 이용한 토마토 거래 물동량 예측 대쉬보

드 시스템에 관한 연구(Im et al., 2019), 커피 원두의 수요 예측을 위해 ARIMA 기법 및 LSTM 기반 수요 예측에 관한 연구(김우람, 2021) 등이 있다.

실제 거래처별 수요 예측 데이터 기반으로 물동량 분산을 하는 방법론에 관한 연구 역시 많지 않다. 관련하여 춘천지역의 토마토 재배 농가가 도매시장으로 출하 시, 경제적 효과를 비교 분석한 연구에 따르면, 춘천 농산물 도매시장에 출하한 경우, 생산자의 수취 가격과 서울 가락 도매시장 출하한 토마토가 춘천 도매시장에 재반입 되는 경우의 생산자 수취 가격을 비교하면, 생산자의 경우 300원 높게 나타났고, 소비자의 경우 3,906원 낮게 분석되었다. 이러한 경제적 효과를 나타내고 있음에도 춘천 농산물 도매시장 거래실적은 도내 7.8%, 전송거래 물량은 73%로 조사되었다(이향미 외, 2014).

<표 2-1> 춘천 토마토의 거래되는 도매시장별 경제적 효과 비교

(단위 : 원)

구분		춘천도매시장의 거래	가락도매시장을 거쳐 추천도매시장에 재유입된 거래
생산자	최종비용	18,250	17,950
	유통비용	-	-
서울가락 도매시장	최종비용	-	20,000
	유통비용	-	2,050
춘천도매 시장	최종비용	20,000	23,100
	유통비용	1,750	3,100
중도매인	최종비용	21,000	24,255
	유통비용	1,000	1,155
소매상	최종비용	25,200	29,106
	유통비용	4,200	4,851

* 출처: 이향미 외, 2014 에서 경제적 효과 부분 재구성

APC에서 농산물 분배를 위하여 출하하는 도매시장을 결정할 때, 다양한 조건을 검토하겠지만 서울 가락 도매시장 중도매인은 대형 소매점과 거래를 많이 하고 있으며, 이는 물량 공급 안정성이라는 중요한 조건이 존재하기 때문이다. 그러나 물량 공급 안정성 조건만을 고려한다면, <표 2-1>과 같이 생산자나 소비자 모두에게 경제적인 손실을 끼칠 수 있다. 그러므로 APC에서 농가 소득의 최적화를 위한 거래처별 농산물 분배 부분은 매우 중요한 문제이다.

그동안 물동량과 연관된 수치 예측에 관한 다양한 연구들이 진행되어 왔고 변수를 이용하여 수치를 예측하는 연구도 있었으며, 과거 또는 실시간 데이터를 모니터링하며 예측하는 연구도 수행되었다. 하지만 하나의 대상에 대해서 물동량의 수치를 예측하고 모니터링해서 얻은 결과를 제공하는 연구들에서 다수의 대상과 각각 대상들의 분배에 대한 예측에는 한계가 존재한다. 이는 예측하려는 다양한 지역의 농협 물동량 이동과 같이 대상이 많은 물동량과 관련된 예측에는 한계가 있기 때문이다.

본 연구에서는 거래처별로 예측된 가격 기반의 물동량 예측 및 분배 방법론을 제시하고, 최적의 물동량 분배 시스템 프레임워크를 제안한다. 물동량 분배 시스템을 통해 물동량에 대한 과거의 시계열 데이터 기반 정보를 구성하고 최적 토마토 물동량 및 토마토 물동량 분배에 대한 예측 결과를 시각적으로 제공한다. 이를 통해 농협에서 도매로 농산물의 물동량을 보낼 때 다수의 예측 데이터 분산에 대한 문제 해결이 가능하므로 물동량 예측을 보조할 수 있는 역할을 할 것으로 기대한다(Kim et al., 2020).

제3절 농산물 유통의 특성 연구

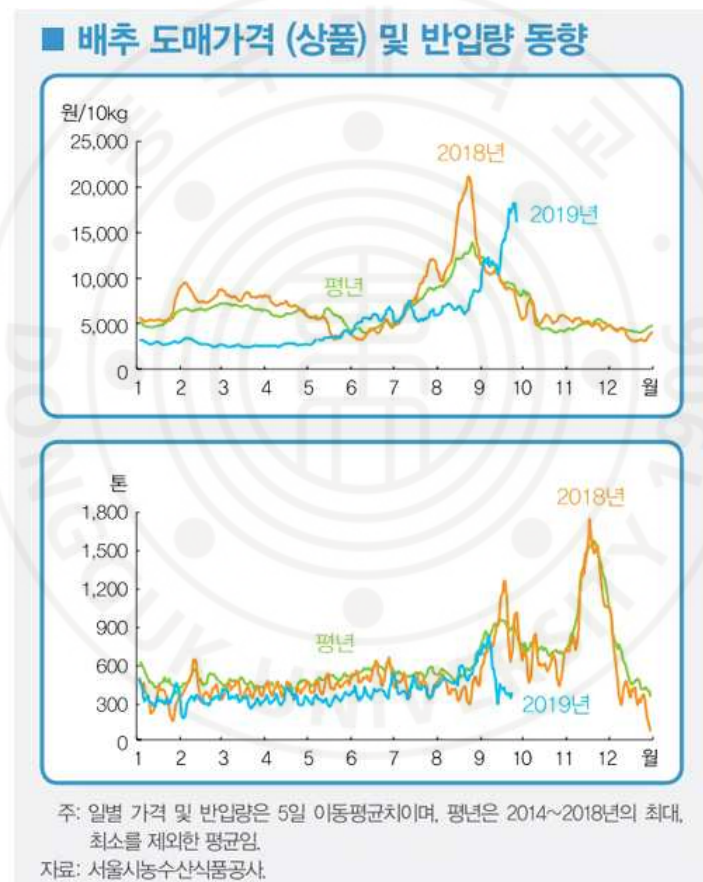
1. 농산물 유통

농산물 유통은 식품 유통의 한 부분으로 공산품과 달리 유통 과정이 복잡하고 저장과 유통 중 부패나 변질의 우려가 있으므로 유통기한도 중요하다. 특히 수요를 파악하고 수요자가 필요로 하는 곳에 품질, 가격, 양을 만족하는 합리적인 공급 방법에 최근 산업계의 관심이 높아지고 있다. 농산물 유통은 생산과 수확 시기가 계절성을 가지며 일정하다. 그리고 공급, 출하의 시기가 경향성을 지니며 유통 과정에서 비용이 많이 소요되거나 유통기한으로 인해 상품 가치를 상실할 수도 있다. 또한 유통 경로가 다단계로 구성되는 경우가 대다수이므로 유통 마진률이 높고 규격화, 등급화, 표준화가 어려우며, 수요와 공급에 비탄력성 있는 특징이 있다(김종헌, 2010; 김완배 외, 2016).

2. 농산물 가격 특성

농산물 가격 역시 농산물 특성에 영향을 받는다. 농산물 가격은 불안정성과 계절성 특징을 가진다. 불안정성은 농산물 가격의 등락이 있지만, 소비자들의 수요량은 일정한 것을 말한다. 즉, 농산물 수요의 가격 비탄력성, 수요가 가격 변화에 탄력적으로 대응하지 못하는 현상이 있는 것이다. 반대로 공급도 가격이 갑자기 오른다고 해서 생산 계획, 기간을 변경하여 당장 물량을 확대할 수 없는 특성이 있다. 이러한 이유로 농산물 유통은 외적 상황 변화에 따라 가격이 폭등과 폭락을 겪게 된다. 이와

비슷한 결과로 농산물 자체의 계절성으로 계절에 따라 가격이 오르고 내리기를 반복한다. 농산물 출하 시기에는 홍수 출하 현상으로 가장 낮은 가격대를 형성한다. 한정된 수요가 대량 공급을 따라가지 못하기 때문이다. 출하 시기가 끝나면 공급량이 줄어들고 가격은 다시 상승하게 되는데 이러한 이유로 농산물 가격에서는 등락 현상이 보이게 된다.



[그림 2-1] 농산물 계절성 불안정성 예시(서울 배추 가격/물량 동향)

* 출처 : 농업인신문, 2019

[그림 2-1]은 8월에서 9월에 주로 출하되는 고랭지 배추의 가격이 불안정성과 계절성을 보여주는 예시이다. 2019년은 잦은 비와 태풍 등의 환경 영향으로 작황이 부진하고, 그로 인한 가격 강세가 지속적으로 이어졌다. 더욱이 본격적인 김장철인 9월, 10월, 11월에 가격 폭등을 예상하는 예시이다(‘배추 출하량 감소...작황 및 병해 원인’, 농업인신문, 2019.10.4.)

농산물 가격은 유통현장에서 구매자와 판매자가 최종적으로 합의하여 거래가 성사될 때 발견하는 가격 발견(Price discovery) 형태로 이루어진다(김완배, 2016). 이는 수요 공급 곡선에서 가격이 결정되는 가격 결정(Price determination)과는 다른 개념이다. 판매자가 자신의 상품을 미리 표시하여 가격을 결정하고 구매자가 이를 수용하는 형태가 아닌 판매자가 판매희망가격을 제시하고 구매자가 그 가격을 수용하여 구매하거나 흥정을 거쳐 변화된 가격으로 거래가 성사되어 가격이 결정되는 것을 의미한다. 이때 판매자의 판매희망가격에는 현재 시장 상황, 과거 거래 금액, 농산물 수량, 기후, 물가 등 수많은 데이터가 기반이 된다.

농산물 가격에서 채소 등 저장성이 낮은 품목은 큰 가격 변동폭을 가지며, 상품 구색을 갖추기 위해 다수의 품목을 주 품목으로 하여 가락도매 시장에서 많은 물량이 거래되는 경향이 있다. 즉, 도매시장에서 가격결정능력이 부족한 품목은 산지에서 가격이 결정되는 경우가 발생하고 있으며 품목별 수급 상황에 따라 가격이 결정되거나 가장 큰 시장인 가락도매시장 가격에 영향을 받는다(김효미, 2014).

또한, 일반적으로 가격은 수요와 공급 간의 관계로 도출되는 결과이지만 농산물 가격은 수요가 어느 정도 일정하다고 볼 수 있으므로 수요 예측을 위해서는 공급 능력을 변수화하여 가격을 예측하는 방법과 가격 예

측의 한계를 원가 개념으로 대체하는 방법이 농산물 가격 및 물동량 예측의 정확도를 높이는 부분에 있어서 일부 타당하다고 할 수 있다.

3. 농산물 유통 비용 특성

농산물 유통 비용의 특성은 농산물 특성과 연관하여 분석하는 것이 일반적이다. 첫째, 농산물은 지역에 따라 계절성을 보이면서 생산되고 수확되며, 출하된다. 이러한 계절성은 농산물 수확이 한꺼번에 출하되는 홍수출하 현상, 공산품에 비해 수요와 공급 곡선이 가파른 기울기를 가지는 가격 비탄력성으로 인해 수요가 감소할 경우 가격 하락의 폭이 큰 현상, 기후, 경기 등의 가격 외적 현상에 영향을 많이 받는 현상, 농산물 생산에 비해 소비 활동은 일반적으로 고르게 이루어져 생산과 소비 활동의 격차가 발생하는 수급 조절 문제가 발생하는 현상 등이 있다.

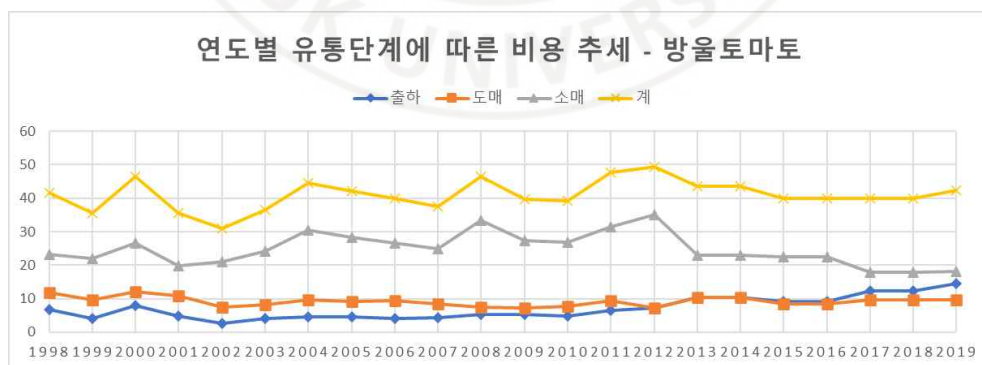
둘째, 농산물은 그 가치에 비해 부피가 커서 유통망 각 단계인 운송, 저장, 진열 단계에서 공산품에 비해 애로사항이 많이 발생한다. 실제로 시장가가 폭락한 경우, 운송과 저장 비용 문제로 농산물 수확을 포기하는 경우가 발생하며, 그 반대로 시장가가 폭등하는 경우, 물류 비용의 우선순위가 현저히 떨어지는 경우도 발생한다.

셋째, 농산물은 호흡하는 유기체이므로 저장, 유통 과정에서 품질의 변화가 발생한다. 그러므로 최근 예냉, 저온저장, 선별, 포장, 수송 등에서 콜드체인(Cold Chain) 기술이 비약적으로 발전하고 있다. 그리고 기후, 토양, 자연조건과 생산자의 기술 수준 등에 영향을 받게 되므로 농산물은 생산 환경에 따라 품질에 차이도 크다. 또한 생산 기간이 길기 때문에 생산 활동이 시작되면 계획을 변경하기가 어려워 공급이 비탄력적이다.

농산물 물류는 수배송, 보관, 선별/포장, 하역의 기본 활동과 정보, 표준화 등 지원활동으로 구분된다. 물류비는 생산자로부터 소비자에 이르는 물적인 흐름에 소요되는 모든 비용의 합계로 예를 들면, 포장, 가공, 선별, 운송, 하역, 보관, 감모/청소, 관리비 등이 있으며, 소유권 이전 시 발생하는 비용인 상거래 비용과 물류 비용을 합하여 농산물 유통 비용이라고 한다. <표 2-2>, <표 2-3>, <표 2-4>는 유통단계별 비용, 유통단계별 구분, 유통비용과 물류비를 각각 나타낸다(aT KAMIS 홈페이지, 유통실태, 물류비 산정).

<표 2-2> 주산지에서 소비지까지 유통단계에서 유통비용

구분	비목	세목
유통비용	출하단계	생산자 및 단체
		산지유통인
	도매단계	도매상
		중간도매상
	최종소비단계	소매상

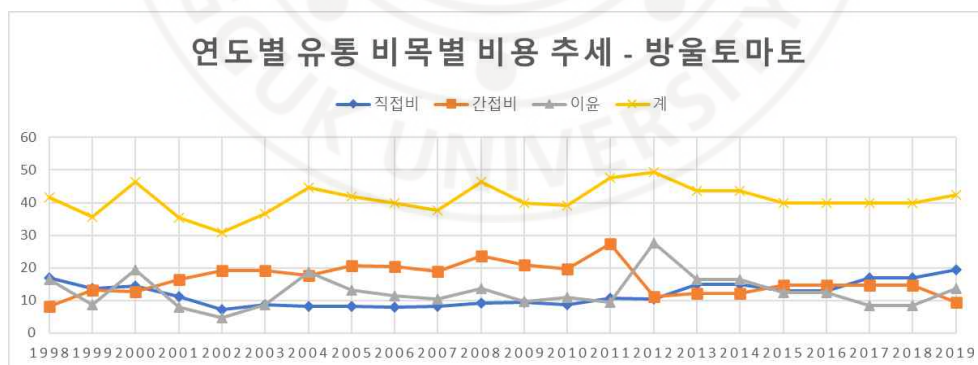


[그림 2-2] 연도별 유통단계에 따른 비용 추세(방울토마토)

[그림 2-2]는 1998년부터 2019년까지 연도별 유통 단계에 따른 비용 추세이다. 출하단계 비용, 도매단계 비용은 증가하는 반면, 소매단계에서 발생하는 비용은 감소하는 것을 볼 수 있다. 이는 산지 단계에서 공동 선별, 공동 집하, 공동 출하 등의 비용 증가가 원인인 것으로 분석된다.

<표 2-3> 농산물 유통단계별 유통비용

구분	비목	세목
유통비용	직접비	포장가공비
		운송비
		하역비
		보관비
		감모청소비
		상장수수료
	간접비	임대료
		인건비
		제세공과금
		감가상각비
	이윤	유통비용에서 직간접비를 제외한 상인이윤



[그림 2-3] 연도별 유통 비목별 비용 추세(방울토마토)

[그림 2-3]은 연도별 유통 비용의 비목별 비용 추세를 나타낸 것이다 (김종현, 2010). 이 역시 직접비의 비용 및 이윤의 비용은 꾸준히 상승하는 반면, 간접비는 감소하는 경향을 보인다. 이는 앞서 보인 소매 단계에서의 비용 감소와 같이 농산물 유통에서 산지 유통 비중이 증가하고, 당일 출하, 당일 경매, 당일 거래 사례가 대부분이어서 간접비 감소로 분석된다.

<표 2-4> 농산물 물류비와 유통비용 관계

구분	비목	세목
유통비용	물류비	포장가공비
		운송비
		하역비
		보관비
		감모청소비
		물류관리비
	기타유통비용	상장수수료
		임대료
		일반관리비
		이윤

<표 2-5>는 부여에서 서울 가락시장으로 가는 방울토마토의 실제 포장가공비, 운송비, 하역비 금액이다. 유통 비용은 <표 2-6>과 같이 소비자 지불가격의 40.0%를 차지한다. aT에서 조사한 ‘2018년 유통실태 종합’에서 34종류의 조사 품목 중 방울토마토의 경우, 평균 46.7%의 유통 비용보다 낮은 40.0%의 유통비용으로 조사되어 비교적 유통 비용의 비율이 낮으며, 농가 수취는 평균 53.3%, 소매 단계는 24.5%인데 반해 방울토마토의 경우 60.0%, 18.0%로 나타나 산지화, 규격화가 비교적 잘 이뤄진 것으로 파악된다.

<표 2-5> 농산물 세목별 비용 예시(부여-서울 가락, 방울토마토)

(단위 : 원 / %)

세목	2017	2018	비고
포장가공비	670	670	5kg 포장재비용
운송비	500	500	5kg 상자
하역비	-	119	4~5kg
유통비용	40.6	40.0	비율(%)

<표 2-6> 2018년 방울토마토 유통 비용 비율

(단위 : %)

구분	소비자 지불가격(100.0)			
세부구분	농가 수취 60.0		유통비용 40.0	
비용별			직/간접비 31.5	이윤 8.5
			직접비 16.9 간접비 14.6	
단계별			출하 단계 12.4	소매단계 18.0
			도매 단계 9.6	

그러나 <표 2-7>과 같이 2019년 6월 조사한 방울토마토 유통실태(aT KAMIS, 2021)을 살펴보면, 출하 지역별(부여, 담양, 보성), 경로별(부여-서울, 담양-서울, 보성-서울 등 각 8가지 경로), 품목별(원형, 대추)에 따라 유통 비용은 다양하다. 또한 단계별 및 비용별 직접비와 소매단계에서 높은 비율을 차지하고 있으며, 농가수취가격의 경우 담양-서울(원형)의 6번째 경로가 가장 높은 것을 파악할 수 있다. 대체적으로 유통비용의 증감 요인으로는 경락가격의 약세로 소비자가격은 하락하였으나, 인건비 상승으로 선별비, 하차비 등 직접 비용이 증가한 것으로 보인다.

<표 2-7> 2019년 6월 방울토마토 출하 지역/경로별 유통비용 비율

(단위 : %, 원/kg)

구 분		전체 평균	부여 → 서울(원형)			부여 → 서울(대추)		
			평 균	(1) A경로	(2) B경로	평균	(3) A경로	(4) B경로
농 가 수 취 율		57.6	57.5	54.1	65.1	58.4	55.8	63.9
유 통 비 용		42.4	42.5	45.9	34.9	41.6	44.2	36.1
비용별	직 접 비	19.4	19.6	18.1	22.9	19.0	17.6	22.3
	간 접 비	9.5	8.8	9.5	7.2	9.4	10.0	8.3
	이 윤	13.5	14.1	18.3	4.8	13.2	16.6	5.5
단계별	출 하 단 계	14.6	14.6	12.5	19.4	14.2	12.1	18.9
	도 매 단 계	9.6	8.6	10.9	3.5	10.5	13.7	3.5
	소 매 단 계	18.2	19.3	22.5	12.0	16.9	18.4	13.7
가 격	농가수취가격	2,519	2,251	2,165	2,443	2,681	2,736	2,557
	소비자 가격	4,389	3,923	4,000	3,750	4,621	4,900	4,000

구 분		담양 → 서울(원형)			보성 → 서울(원형)		
		평균	(5) A경로	(6) B경로	평균	(7) A경로	(8) C경로
농 가 수 취 율		57.0	52.4	65.5	55.2	52.4	59.6
유 통 비 용		43.0	47.6	34.5	44.8	47.6	40.4
비용별	직 접 비	20.8	19.8	22.5	20.1	19.8	20.4
	간 접 비	8.7	9.5	7.2	10.5	9.5	12.0
	이 윤	13.5	18.3	4.8	14.2	18.3	8.0
단계별	출 하 단 계	15.9	14.2	19.0	15.4	14.2	17.2
	도 매 단 계	8.3	10.9	3.5	7.9	10.9	3.2
	소 매 단 계	18.8	22.5	12.0	21.5	22.5	20.0
가 격	농가수취가격	2,221	2,095	2,456	2,324	2,095	2,683
	소비자 가격	3,913	4,000	3,750	4,195	4,000	4,500

주) A경로 : 생산자(생산자단체) → 도매상 → 소매상 → 소비자
 B경로 : 생산자(생산자단체) → 농협도매사업단 → 하나로클럽 → 소비자
 C경로 : 생산자(생산자단체) → 대형유통업체 → 소비자

농산물 특성을 정리하면 농산물은 매일 소비하는 재화로 필수재에 속하며, 저장성이 낮아 그때그때 필요한 만큼 소량으로 꾸준하게 소비하는 특성, 시장 가격의 변화에 따른 수요량의 변화가 크지 않는 수요의 비탄력적 특성, 생산자 역시 농산물을 재배하고 난 뒤 시장 상황에 따라 생산량을 조절하는 것이 어려운 공급의 비탄력적 특성, 이 모든 특성이 농산물 가격의 반복적 등락을 발생시키며, 계절성을 보이는 특성도 환경 변화에 민감하여 공급과 수요에 불확실성이 높은 특성을 가지고 있다. 또한 농산물 가격과 농산물 유통 비용의 특성은 계절성과 불안정성을 가지고 있으며, 유통 경로에 따라 같은 품목과 품질이라 하더라도 유통 비용의 차이가 있는 것으로 분석되었다.

농산물 가격과 물동량 예측을 위하여 입력 변수를 고려할 때, 유통 비용 즉, 물류비를 포함하는 것은 중요한 부분이다. 그러나 유통 비용은 품목별, 경로별, 거래처별로 모두 상이하다. 본 연구에서는 앞에서 조사된 유통 비용을 입력 변수로 사용하고, 조사하지 못한 유통 비용은 산지와 거래처 간의 거리(km)와 단가(kg당 평균 300원)로 추정된 변수를 사용하여 수요 예측과 공급 예측 두 가지 관점에서 모두 분석하고자 한다.

제3장 딥러닝 기반 농산물 가격 예측 및 거래처별 농산물 물동량 분배 방법론 개발

제1절 농산물 가격 예측 모델 소개

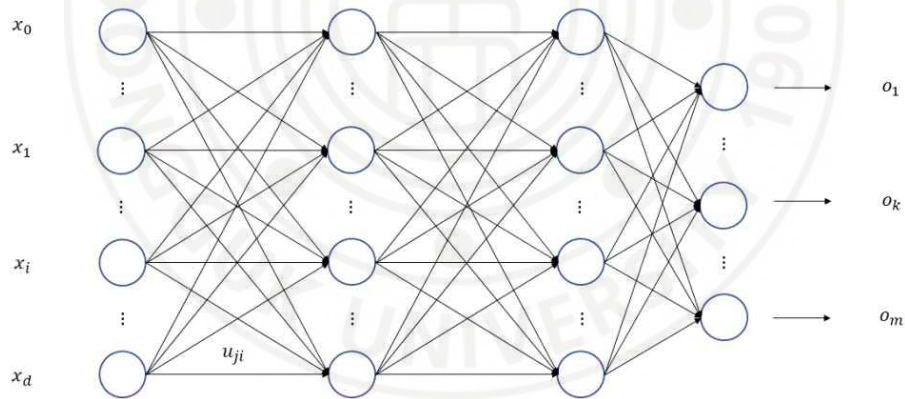
1. 가격 예측 모델 소개

농산물 가격 예측의 일반적인 방법으로는 시계열 모형인 선형회귀모형이 있다. 이는 날짜별 농산물 가격을 예측하는데 가장 간단한 방법론이다. 그러나 가격과 설정한 변수들 사이의 복잡한 관계로 인해 예측하고자 하는 날짜별 농산물의 가격과 다양한 입력 변수 간의 선형 결합으로 회귀 모델을 설명하는 것에는 한계가 있다. ARIMA 모형은 현 시점의 관측값이 과거 관측값들의 함수 형태로 나타내며 식별, 추정, 진단, 예측 과정으로 이루어진다. 모형의 진단 방법으로는 잔차 분석을 이용하며, 이를 통해 관측한 시계열이 잘 적합한지를 검진한다. 이는 추세를 확인하는 효과적인 방법이지만, 급변하는 환경적 변화나 예외 사항이 발생하는 경우가 많아진 현재의 유통 환경에서 ARIMA 모형은 변화에 민감하지 않는 경향이 있으므로 최근에는 수요 예측에 딥러닝 기법이 더 많이 사용된다(배경태 외, 2016)

농산물 가격 예측의 딥러닝 기법으로는 인공신경망(Artificial Neural Network: ANN)이 있다. ANN 모형은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)로 구성된다. 초기 임의의 연결 가

중치로 출력값을 계산하고, 이를 실제 관측값과 비교하여 오차를 최소화하여 각 입력에 연결된 가중치를 조정하며 최적의 출력을 위하여 학습을 진행한다(서광규, 2014; 임혜진, 2020).

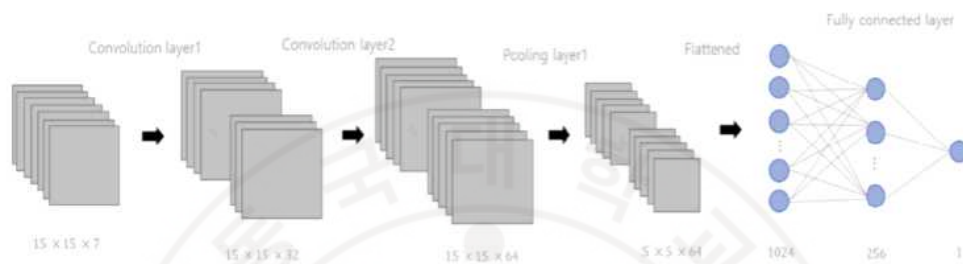
이 중, 복잡한 형태의 비선형성을 표현하기 위하여 1개 이상의 활성화 함수와 가중치를 사용하는 다층 퍼셉트론 구조(Multi-layer Perceptron)를 사용하면 데이터의 크기가 클수록 예측 성능이 우수한 모형을 만들기 때문에 농산물 일별 데이터와 같은 실시간으로 누적되는 데이터에 좋은 성능을 보이게 된다. 또한 가격 예측에 있어서 단기적인 변화를 반영하기 위하여 전날 가격을 입력하는 방법을 사용하기도 한다(최정곤, 2019). 다층 퍼셉트론 구조는 [그림 3-1]과 같다.



[그림 3-1] 다층 퍼셉트론 구조

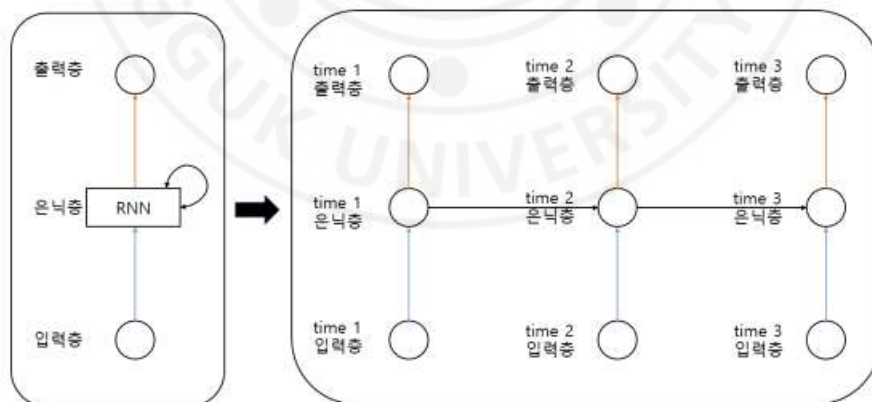
CNN(Convolutional Neural Network)은 복수의 필터로 이미지 특징 추출 및 학습을 위해 이미지의 공간 정보를 유지하면서 인접 이미지와의 특징을 효과적으로 인식하기 위해 제안된 모델이며, 학습 파라미터가 매

우 적은 특징이 있다. 농산물 가격 예측을 위해서 table 형태의 데이터셋에서 filter의 사이즈를 반영하고자 하는 날짜의 크기로 변화하여 시계열을 반영하여 예측하는 방법으로 사용할 수 있다. CNN 구조는 [그림 3-2]와 같다(이현재 외, 2020).



[그림 3-2] CNN 구조

RNN(Recurrent Neural Networks)는 대표적인 시계열을 예측하는 신경망 방식으로 은닉층의 결과가 다시 같은 은닉층의 입력으로 들어가도록 연결되어 순서와 시간을 고려할 수 있는 특징이 있다. 순환신경망 구조는 [그림 3-3]과 같다.



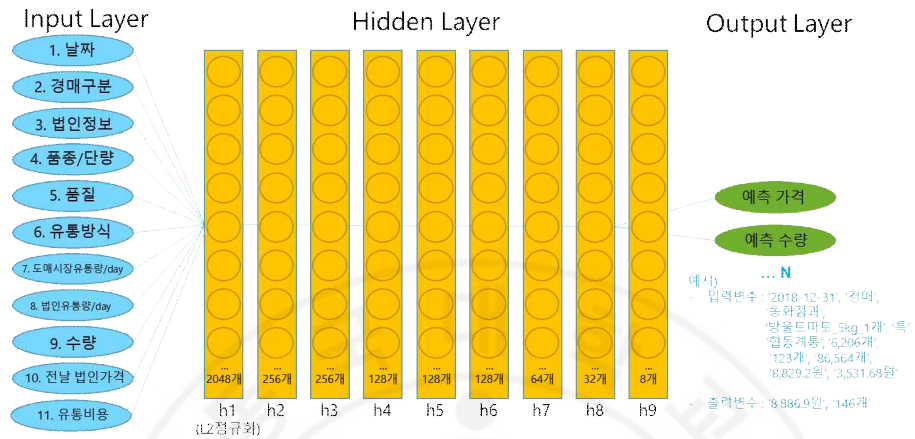
[그림 3-3] RNN 구조

그러나 데이터의 sequence가 길어지면 성능이 저하되는 문제가 있어 이를 해결하기 위해 과거의 정보를 얼마만큼 유지할지, 현재 정보를 얼마만큼 받아들일지를 조절하는 LSTM(Long Short Term Memory) 방식을 이용한다.(한지섭 외, 2018; 김진 외, 2019; 신성호 외, 2018; 임혜진 외, 2020). LSTM 구조는 [그림 3-4]와 같다(최정곤, 2019).



[그림 3-4] LSTM 구조

[그림 3-5]와 같이 입력층의 노드 수는 과거 유통 거래 데이터 관련 입력 개수로 11개이다. 은닉층 레이어의 수는 실험 결과 가장 예측력이 좋은 개수로 9개이며, 출력층의 노드의 수는 학습이 완료되면 예측되는 예측 가격과 예측 수량으로 N개이다. 기타 모멘텀, 학습률은 반복적인 학습과 실험을 통해 값으로 설정하였다.



[그림 3-5] 제안한 예측 모형

2. 도매시장 토마토 거래 내역 기반 가격 예측 방법론 개발

본 연구의 수요 예측 절차는 다음과 같으며, 예측 프로세스는 [그림 3-6]과 같다.

<농산물 수요 예측 절차>

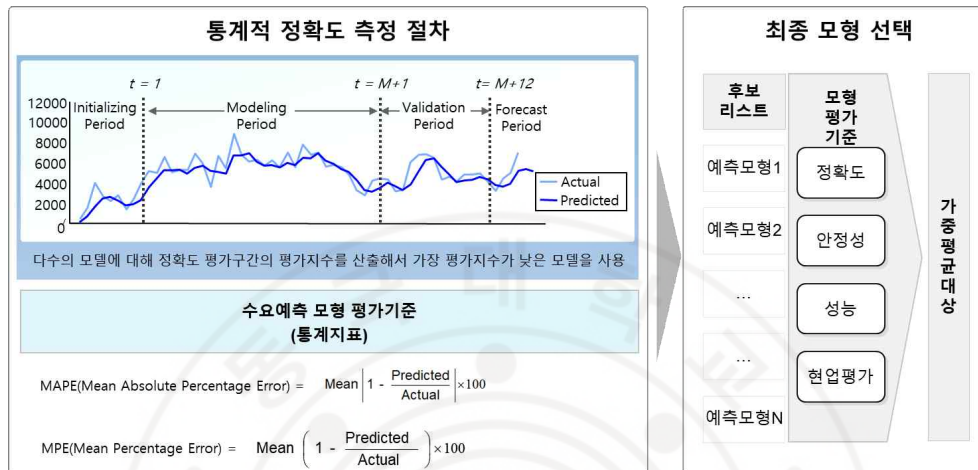
Step 0. 도매시장별, 품종 및 단량별, 날짜별 종류별 평균 가격 데이터셋을 구성한다.

Step 1. 예측 모델을 이용하여 도매법인별 가격을 예측한다.

Step 2. 최대 수익을 계산한다.

Step 3. 예측 모형을 검증하여 최적 모형을 도출한다.

최적 모형 선택 절차는 [그림 3-6]과 같다.



[그림 3-6] 최적 모형 선택 절차

모델의 성능 측정 방법으로는 평균절대오차인 MAE(Mean Absolute Error)를 사용하여 측정하였다. 실제값과 모델의 예측값의 차이에 대한 지표이다. MAE를 구하는 식은 다음과 같다.

- MAE :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x_{vert}|$$

n = 오차의 갯수

Σ = 합을 나타내는 기호

제2절 거래처별 토마토 물동량 분배 방법론 개발

1. 물동량 분배 방법 소개

물동량 분배 방법으로는 학습된 가격과 물동량의 예측 모델을 이용하는 방법이 있으며, 이를 통해 최적의 물동량을 결정하는 분배 계획 수립이 가능하다. 최적해를 구하는 알고리즘은 전통적으로 선형계획법(Linear Programming Algorithm : LP Algorithm)이 있다. 선형계획법은 이윤, 비용 등 목적함수를 제약조건 하에서 최대 혹은 최소 등 최적해를 계산하는 방법이며, 생산, 수송, 인원배치, 재고관리, 경영계획 등에서 사용되어 왔다. 선형계획법에서 심플렉스법(Simplex method)은 최적해를 구하는 대표적 알고리즘으로 문제를 빠르고 유연하게 풀 수 있는 강점이 있다. 실제 동적계획법과 심플렉스 알고리즘을 기반으로 과거의 판매자료 패턴 및 담당자 판단에 근거하여 합리적인 반도체 생산 계획과 자원 분배 계획에 대한 결과와 효율을 검증하여 최적 의사결정을 지원한 연구가 수행된 바 있다(목유수, 2012).

- 심플렉스 알고리즘 :

목표함수 $Maximize(또는 Minimize) f(x)$

$$x_1 + x_2 + \dots + x_n \leq Q_1$$

제약조건 Subject to $x_1 + x_2 + \dots + x_n = Q_1$

$$x_1 + x_2 + \dots + x_n \geq 0$$

본 연구에서 제시하는 거래처별 가격과 물동량으로 수익의 최적해를

구하는 알고리즘은 다음과 같다.

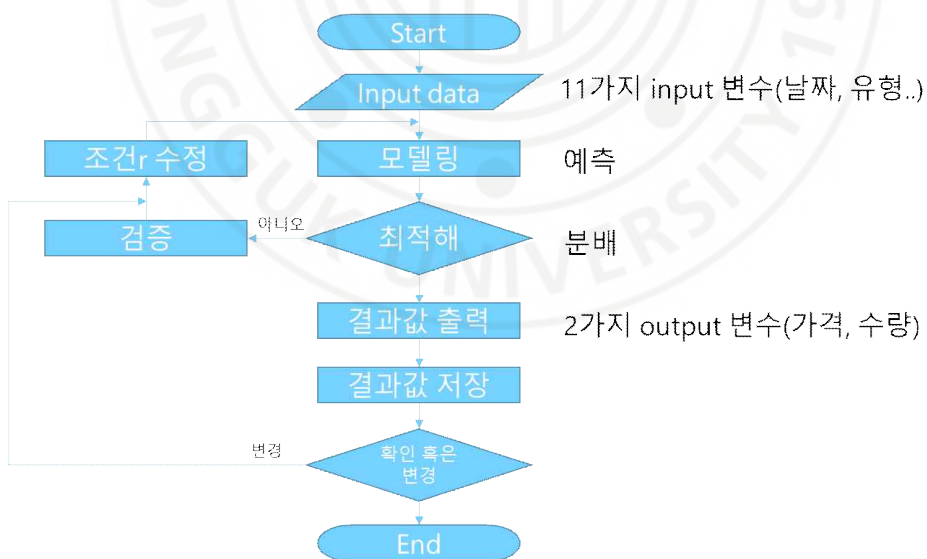
- 수익 F의 최적해

$$\text{목표함수 } \text{Max. } F = p_1n_1 + p_2n_2 + \dots + p_in_i$$

$$\text{Subject to } n_1 + n_2 + \dots + n_n \geq 0$$

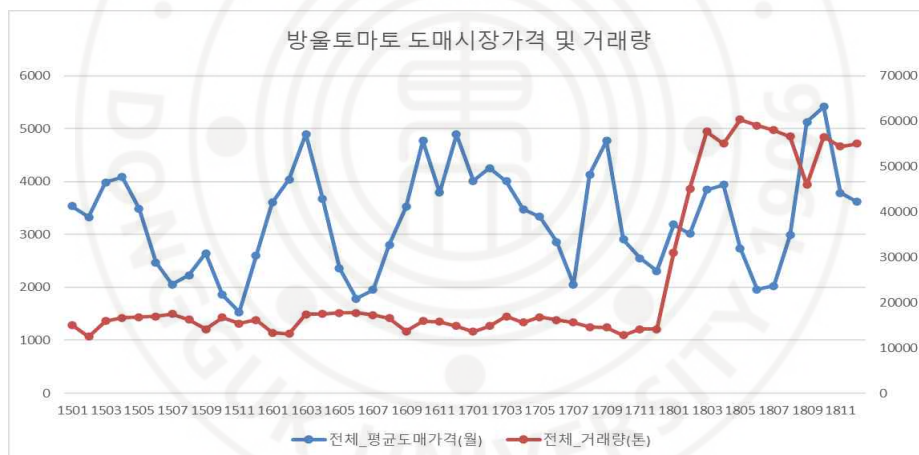
p : 가격, n : 물동량

또한 연구의 흐름도는 [그림 3-7]과 같다. 최적해를 구한 후, 물동량 비율 r을 조절하며 검증한다. 예측은 기계학습 알고리즘 방법을 사용하므로, 물동량 비율의 업데이트 속도는 학습 속도 0.001과 같다. 업데이트된 물동량 비율 값이 반영된 새로운 최적해의 결과값을 출력 후, 검증하는 방법이 연구에서 제시하는 분배 방법론이다.



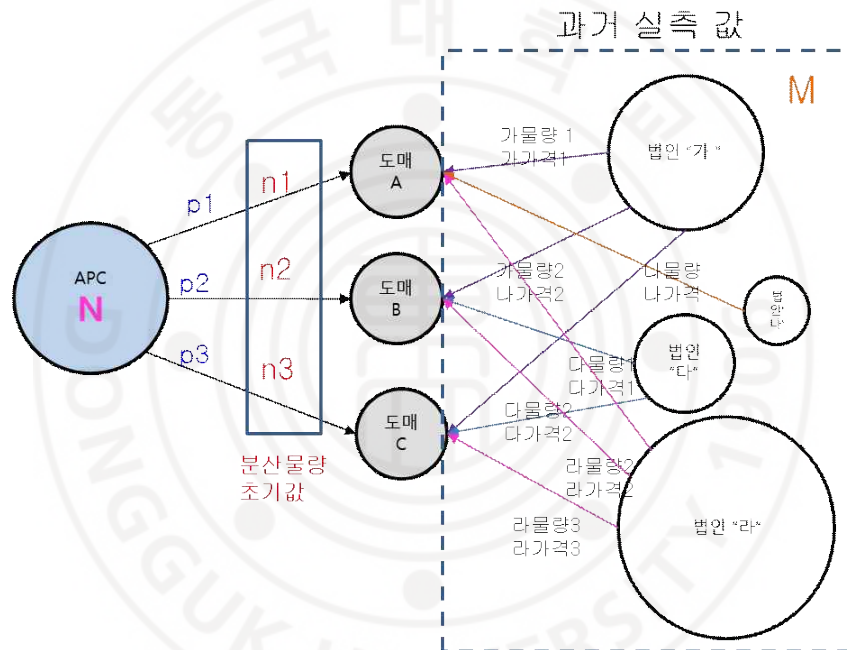
[그림 3-7] 방법론 흐름도

실례로 [그림 3-8]은 2015년 5월부터 2015년 12월까지 방울토마토의 도매시장 가격과 거래량이다. 그림 [3-9]의 83개 법인별 토마토 가격 추이와 비교하면 kg당 가격을 기반으로 법인별 거래 가격을 예측하므로 거래처별 물동량 분배 방법을 개발하여 거래 유형, 거래 농산물 형태, 한정된 물동량으로 최적 수익을 내는 분배 방법을 제시하였다. 물동량 분배 모형 정확도를 향상시키기 위하여 기존 연구에서는 기후, 강수량 등의 변수를 추가하여 예측하였다. 그러나 본 연구에서는 작황 관련 문제보다는 유통 부분의 분배의 문제로 예측의 정확도를 향상시키고자 한다.



[그림 3-8] 방울토마토 도매시장 가격 및 거래량(2015.01~2018.12)

[그림 3-10]은 산지유통센터 APC에서 N개 물동량의 분산 모델이다. 산지 물동량 N을 예측된 가격 P와 분산물량 초기값 n으로 각 도매법인에 분산하여 오늘 일자 중 물동량 분산을 하였다. 과거 물동량과 가격의 실측값이 분산 물량 초기값 n에 오늘 일자 예측 물동량과 예측 비율을 보정하여 <표 3-1>과 같은 분배 물량을 도출할 수 있다.



[그림 3-10] 물동량 분산 모델 예시

<표 3-1> 물동량 분배 비율

구분	도매 시장 A	일별 분산량	현재 예측 물동량	예측보정 비율t보정	실제 분배량 (총물동량 =N)
산지 APC	도매 법인1	도매법인1 일별 총 물량 $= t_{11} \sim t_{1i}$	일별 비율 $t_{예측1}$	$t_{예측1}/(t_{예측1}+t_{예측2}+\dots+t_{예측9})$	$N * t_{보정1} = n1$
	도매 법인2	도매법인2 일별 총 물량 $= t_{21} \sim t_{2i}$	일별 비율 $t_{예측2}$	$t_{예측2}/(t_{예측1}+t_{예측2}+\dots+t_{예측9})$	$N * t_{보정2} = n2$
	도매 법인3	도매법인3 일별 총 물량 $= t_{31} \sim t_{3i}$	일별 비율 $t_{예측3}$	$t_{예측3}/(t_{예측1}+t_{예측2}+\dots+t_{예측9})$	$N * t_{보정3} = n3$

2. 예측 가격 기반 거래처별 분배 방법론 개발

본 연구의 거래처별 물동량 분배 절차와 예측 프로세스는 다음과 같다.

<물동량 분배 과정>

- Step 0. 도매법인별 가격 예측 모형을 통해 분배 대상 품목들의 최근 분배량을 반영한 초기 물동량에 대하여 가격(p)을 예측한다.
- Step 1. 예측된 가격들의 평균값(P)을 계산하고, 계산된 평균 가격(P)과 각각의 예측 가격들(p)의 차이를 계산한다.
- Step 2. 전체 물량(N) 대비 현재 법인의 할당된 물동량(n)의 비율을 계산하여 현재 법인의 물동량 비율(r)을 계산한다.
- Step 3. 위 과정에서 구한 평균 가격(P)과 각각의 예측 가격들(p)의 차이를 이용하여 물동량 비율(r)에 업데이트 속도(α)를 반영하여 다음 물동량 비율(r')을 결정한다.
- Step 4. 업데이트된 물동량 비율(r')을 전체 물량(N)과 곱하여 각각의 도매법인별 물동량을 업데이트하고, 업데이트된 물동량을 입력하여 가격들을 다시 예측한다.

물동량과 예측 가격의 곱으로 예측 수익을 계산하여 수익이 떨어지기 직전까지 위 과정을 반복하고 조정된 물동량 비율을 이용하여 예측 수익이 감소하기 직전까지 업데이트를 반복적으로 시행한다. 이때, 도매법인별 물동량은 아래의 식을 통해 계산된다.

- n_i : 산지1의 도매법인별 물동량
- N : 산지 1의 APC 총 물동량

$$N = \sum n$$

- p : 산지1의 도매법인별 예측 가격

$$P = \frac{1}{N} \sum p$$

- F : 수익

$$F = \sum (n \times p)$$

- r : 물동량 비율

$$r = \frac{n}{N}$$

- r' : 업데이트 된 물동량 비율

- α : 업데이트 속도

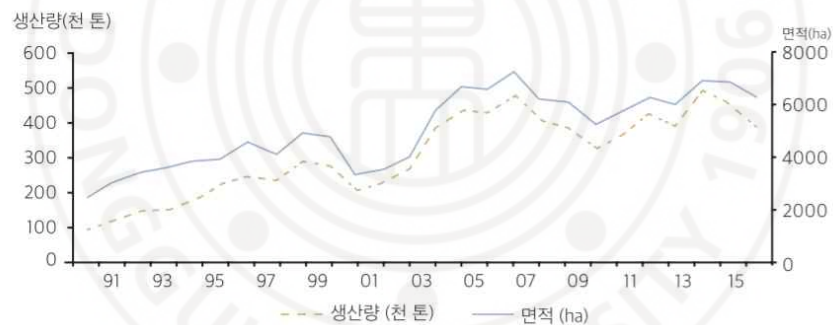
$$r' = r + \alpha \times \frac{p - P}{P}$$

물동량 조절은 도매법인별 예측 가격의 평균값을 기반으로 시행되기 때문에 최대 가격으로 예측한 법인으로 물동량이 집중되므로, 반복 시마다 가격 상승 여부를 통해 해당 법인의 물동량 조절 포함 여부를 결정한다. 만일 분배 물동량 비율은 증가하였는데 예측 가격은 계속 오르고 있다면, 이 경우, 업데이트에서 제외하고 물동량 비율을 다시 계산한다.

제4장 연구 방법론 적용

제1절 연구 대상 개요

본 절에서는 토마토 유통망 개요 및 분석 데이터셋을 설명한다. 토마토는 전국 각지에서 하우스, 유리 온실 등의 시설을 통해 재배하여 출하하며, [그림 4-1]과 같이 토마토의 생산량과 면적은 증가하고 있으며, 특히 4월에서 7월까지 생산량이 가장 많고 월별 도매물량을 분석하면 6월이 가장 높으며, 12월이 가장 낮다(통계청 KOSIS; 윤미현, 2012; 농산물유통정보 Kamis)



[그림 4-1] 토마토 생산량 및 면적(1990년 ~ 2016년)

2015년 1월부터 2018년 12월까지 농림축산식품 공공데이터 포털 (data.mafra.go.kr)의 농수축산물 도매시장 상세 경락가격의 원천 실시간 경락가격 원시 데이터를 분석한 결과 토마토의 주요 생산지는 부산광역시, 강원도, 전라남도, 경상남도, 충청남도에서 총생산량의 61.42%로 가장 많이 생산된다. 생산지별 비율은 <표 4-1>과 같다.

<표 4-1> 토마토 주요 생산지

생산지	비율(%)
부산광역시	14.33
강원도	12.87
전라남도	12.49
경상남도	11.38
충청남도	11.34
경상북도	9.14
전라북도	8.62
경기도	5.09
충청북도	4.06
대구광역시	3.57

토마토는 <표 4-2>와 같이 크게는 ‘토마토’와 ‘방울토마토’ 2개의 품목으로 나뉘며, 품종은 총 9종으로 ‘토마토’는 ‘완숙토마토’, ‘대저토마토’, ‘찰토마토’, ‘쿠마토’, ‘마스카라’, ‘기타’로 6종이며, ‘방울토마토’는 ‘대추방울’, ‘송이토마토’, ‘기타’로 3종이다. 토마토 품목의 ‘기타’가 약 33%로 가장 많은 부분을 차지하고, 그 뒤로 ‘대추방울’, ‘완숙토마토’가 많은 부분을 차지하고 있으며 ‘송이토마토’의 kg당 거래가격이 가장 높다.

<표 4-2> 토마토 품종 및 kg당 거래 가격

토마토품종 명	비율(%)	거래가격(단위:원/kg당)
토마토-기타	39.91	1,943.97
완숙토마토	23.55	1,703.08
대추방울	21.98	3,142.55
방울토마토-기타	12.53	2,680.50
대저토마토	0.64	3,324.14
찰토마토	0.55	2,241.01
송이토마토	0.54	2,954.58
쿠마토	0.22	2,087.86
마스카라	0.09	2,768.76

토마토의 등급은 <표 4-3>과 같이 총 14등급으로 나뉘며 약 61%로 ‘특’ 등급이 가장 많고, 그다음으로 ‘상’과 ‘보통’으로 나타났다.

<표 4-3> 토마토 등급 및 비율

등급명	비율(%)	등급명	비율(%)
특	54.65	6등	1.06
상	11.31	8등	0.74
무등급	11.1	7등	0.54
보통	8.82	미표기	0.04
4등	4.72	무농약	0.02
등외	4.07	저농약	0.02
5등	2.91	유기농산물	0.00

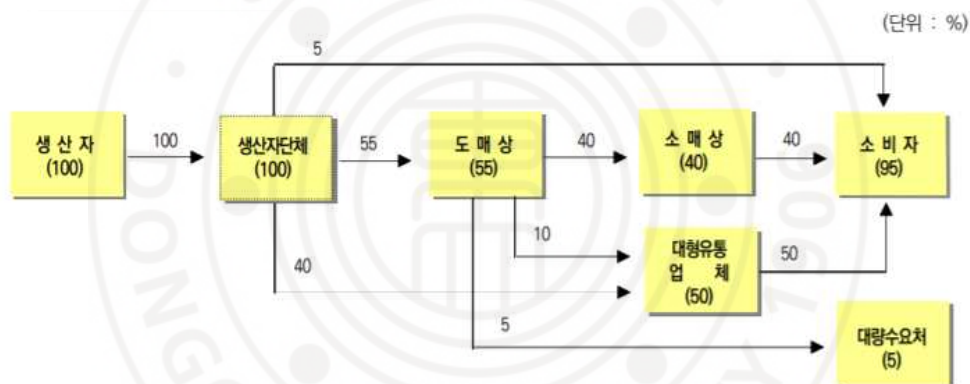
[그림 4-2]는 APC에서 사용되는 토마토 선별 기준표 및 규격별 자동 입고 예시이다(농사로 농업정보포털).



[그림 4-2] APC의 토마토 선별 기준표 및 규격별 자동 입고 예시

토마토 유형별 주요 유통 경로는 다음과 같으며, [그림 4-3]은 토마토의 주요 유통 경로 및 유통 비율을 나타낸 것이다.

- 1유형(55%): 생산자→생산자단체→도매상→소매상→소비자
- 2유형(40%): 생산자→생산자단체→대형유통업체→소비자
- 3유형(10%): 생산자→생산자단체→도매상→대형유통업체→소비자
- 4유형(5%): 생산자→생산자단체→소비자
- 5유형(5%): 생산자→대량수요처



[그림 4-3] 토마토의 주요 유통 경로

토마토는 다른 작물에 비해 지역별 조직화가 잘 되어 있어 각 주산지마다 생산자단체 산지유통센터에서 공동선별을 통한 계통 출하(농협에서 위탁 대행)가 대부분이며, 토마토의 유통경로에서 생산자인 농가는 생산자 단체의 산지유통센터(APC)에게 가장 많이 판매하고, APC는 공동선별하여 전국 도매시장으로 판매하며 공동 브랜드화도 잘 되어 있다. [그림 4-4]는 생산지에서 APC로 가는 유통 경로 예시이다.



[그림 4-4] 생산지-APC 유통 경로 예시

<표 4-4>를 살펴보면 토마토는 ‘계통’, ‘개별’, ‘협동’, ‘상인’, ‘수입’ 형태로 출하되며, 그 중 계통과 개별의 비율이 높다.

<표 4-4> 토마토 출하 유형 및 비율

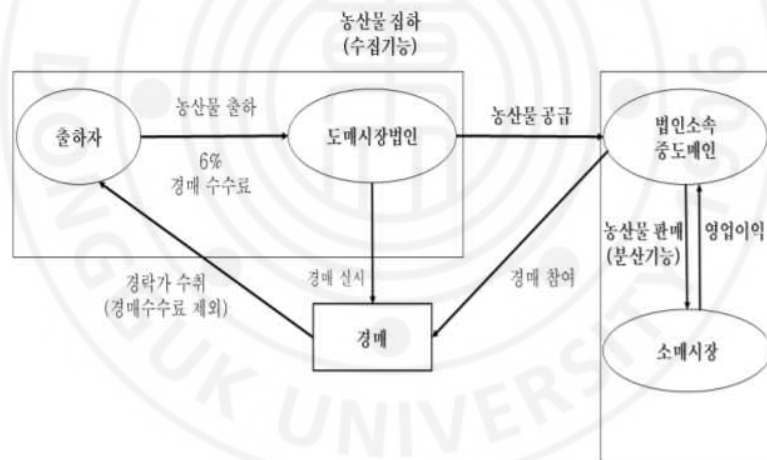
출하구분	비율(%)	출하구분	비율(%)
계통	40.69	상인	2.34
개별	39.68	수입	0.14
협동	15.14		

<표 4-5>와 같이 토마토의 도매시장에서의 거래 유형은 ‘경매’, ‘정가 수의’, ‘자기계산’, ‘매수 도매’, ‘기타’ 총 5가지로 경매가 구분되며 약 97% 비율이 ‘경매’로 거래된다.

<표 4-5> 토마토 거래 유형 및 비율

경매구분	비율	경매구분	비율(%)
경매	97.02	매수도매	0.1
정가수의	2.26	기타	0.01
자기계산	0.61		

[그림 4-5]는 농산물 도매 시장에서 생산자, 생산자단체 등의 출하자로부터 농산물을 위탁받아 경매 상장을 시키고 농산물을 출하한다. 경매가 실시되면 도매법인 소속 중도매인이 경매에 참가하여 낙찰가를 형성한다. 이때 발생하는 경매 수수료를 제외한 경락 대금은 출하자의 수익이다(김효미, 2014; 김형수, 2018; 김효미, 2020).



[그림 4-5] 농산물 도매시장의 경매 거래 방식

<표 4-6>과 같이 토마토의 도매시장 거래는 34개의 도매시장과 84개의 법인에서 이루어진다.

<표 4-6> 토마토가 거래되는 도매시장(34개)과 법인명(84개)

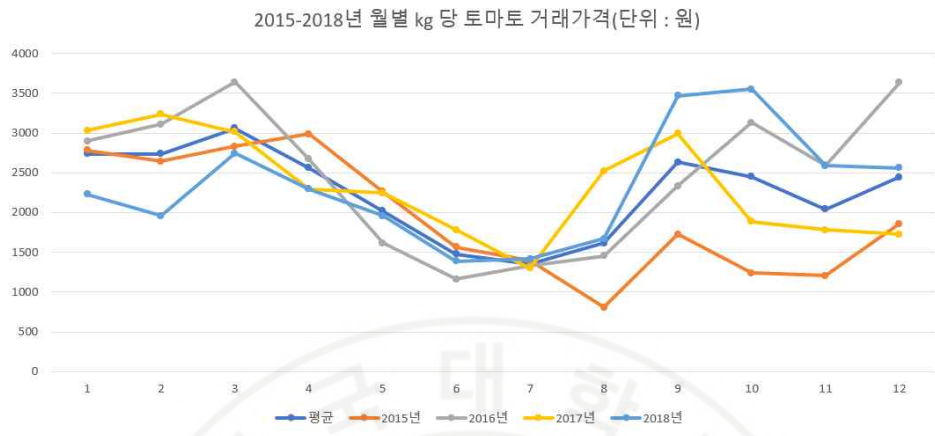
도매시장명	법인명	도매시장명	법인명
가락동농수산물 시장	농협가락(공)	대전노은농수산물 도매시장	대전원협(공)
	동화청과	창원내서농산물 도매시장	대전중앙청과
	서울청과		마산청과
	중앙청과	청주농수산물 도매시장	창원원협(공)
	한국청과		청주청과
대구북부 도매시장	농협북대구(공)	전주농수산물 도매시장	충북원협(청주)
	대구원협(공)	수원농수산물 도매시장	전주원협(공)
	대구중앙청과		전주청과
	대양청과	수원농수산물 도매시장	경기청과
	효성청과		수원원협(공)
부산반여농산물 도매시장	농협반여(공)	천안농산물 도매시장	수원청과
	동부청과		천안농협(공)
	부산중앙청과		천안청과
부산엄궁농산물 도매시장	농협부산(공)	포항농산물 도매시장	경북능금농협(공)
	부산청과		포항농협(공)
	항도청과		포항청과
광주서부농수산물 도매시장	두레청과	안동농산물 도매시장	안동농협(공)
	호남청과		안동청과
광주각화농산물 도매시장	광주원협(공)	안양농수산물 도매시장	(주)안양청과
	광주중앙청과		안양원협(공)
	광주청과		태원농산
구리농수산물 도매시장	구리청과	안산농수산물 도매시장	농협안산(공)
	농협구리(공)		안산농산물
	인터넷청과	구미농산물 도매시장	구미농협(공)
강서농수산물 도매시장	강서청과	익산농수산물 도매시장	구미중앙청과
	농협강서(공)		이리청과
	서부청과		익산원협(공)
대전오정농수산물 도매시장	농협대전(공)	충주농수산물 도매시장	중원청과
	대전청과		충북원협(충주)
창원팔용농산물 도매시장	농협창원(공)	원주농산물 도매시장	원주원협(공)
	창원청과		합동청과
울산농수산물 도매시장	울산원협(공)	강릉농산물 도매시장	강릉농산물
	울산중앙청과	춘천농수산물	춘천원협(공)

인천구월농축산물 도매시장	구월원협(공)	도매시장	춘천중앙청과
	대인농산	정읍농산물	정읍원협(공)
	덕풍청과	도매시장	정일청과
	인천농산물	정읍농산물	정읍원협(공)
진주농산물 도매시장	진주원협(공)	도매시장	정일청과
	진주중앙청과	인천남촌농축산물 도매시장	구월원협(공)
인천삼산농산물 도매시장	경인농산		대인농산
	부평농산		덕풍청과
	삼산원협(공)		인천농산물
순천농산물 도매시장	남도청과	목포농산물도매 시장	목포농수산
	남일청과		
	순천원협(공)		

<표 4-7>과 [그림 4-6]에서는 월별 kg당 토마토 가격을 분석해 본 결과, 9월과 10월에 높은 가격으로 거래되고, 여름인 5월, 6월, 7월, 8월에 낮은 가격으로 거래되는 것을 확인할 수 있다.

<표 4-7> 연도별/월별 토마토 거래 가격 추이(단위:원)

구분	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월
2016	2780 .76	2645 .39	2831 .21	2987 .08	2259 .54	1564 .53	1392 .59	809. 11	1725 .19	1239 .4	1205 .04	1855 .67
2017	2901 .14	3106 .78	3641 .82	2670 .71	1613 .29	1163 .16	1326 .43	1455 .07	2334 .77	3129 .05	2592 .68	3634 .69
2018	3030 .74	3235 .29	3013 .48	2293 .01	2245 .07	1778 .8	1298 .17	2522 .24	2993 .79	1884 .68	1778 .79	1728 .12
2019	2229 .54	1958 .39	2741 .1	2293 .01	1957 .41	1389 .01	1413 .58	1672 .91	3470 .25	3553 .9	2586 .66	2560 .55
평균	2735 .545	2736 .462 5	3056 .902 5	2560 .952 5	2018 .828	1473 .875	1357 .693	1614 .833	2631	2451 .758	2040 .793	2444 .758



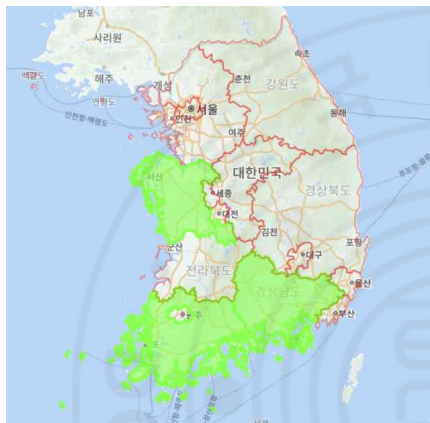
[그림 4-6] 2015-2018년 월별 kg당 토마토 거래가격 추이



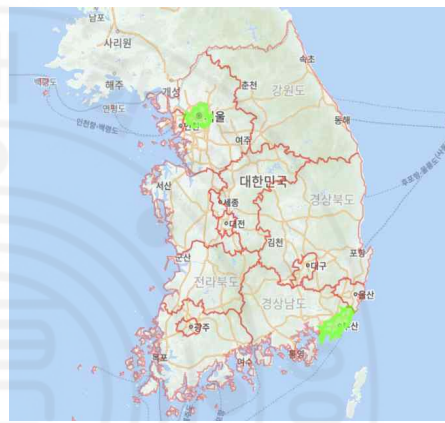
[그림 4-7] 2012년 월별 원산지별 가락도매시장 반입량 비율

[그림 4-7]은 2012년 월별, 원산지별 가락도매시장 반입량 비율이다. 1월, 2월에는 보성, 2월~4월은 부산, 5월은 부여, 5월~12월은 춘천에서 가장 많이 반입되는 것을 확인할 수 있다(농사로 농업정보포털). 토마토의 주요 생산지와 소비지 및 월별 가격을 분석하면 부산광역시, 강원도, 전

라남도, 경상남도, 충청남도에서 총생산량의 61.42%로 가장 많이 생산된다. [그림 4-8]과 [그림 4-9]와 같이 토마토 생산의 약 64%를 차지하는 전라남도, 경상남도, 충청남도에서 거래되는 주요 소비지는 41.77%가 가락동농수산물시장에서 거래되었으며, 7.92%가 부산 반여농산물도매시장에서 거래되었다.



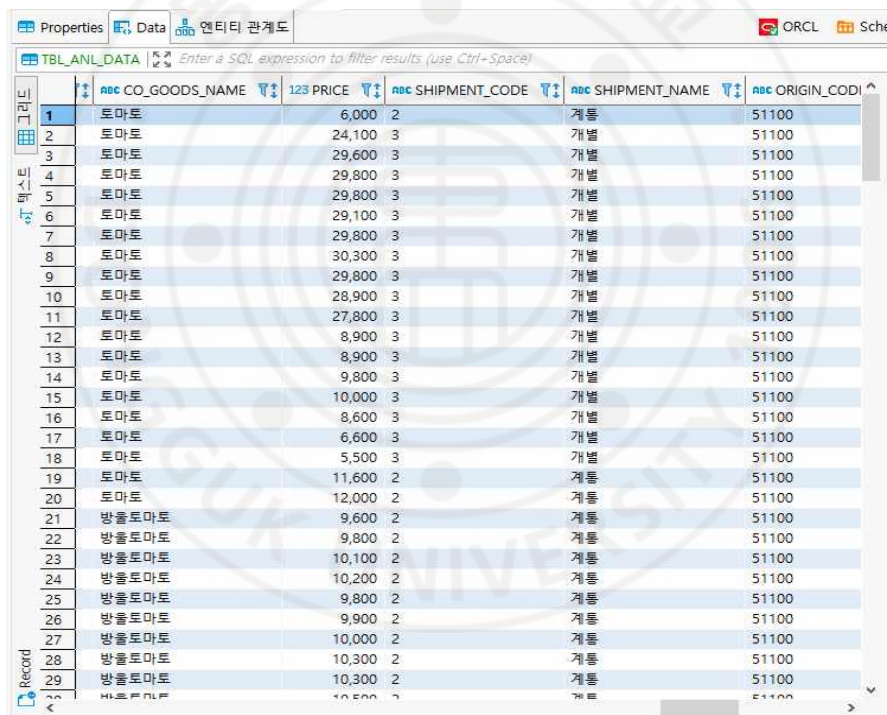
[그림 4-8] 토마토 대표 생산지



[그림 4-9] 토마토 대표 소비지

제2절 데이터셋

본 절에서는 농산물 가격 예측 모델 구현에 사용한 데이터에 대해 서술한다. aT한국농수산물유통공사에서 제공하는 원천실시간 경락 데이터를 이용한 데이터를 전처리하여 사용하였으며, [그림 4-10]은 수집된 데이터셋의 예시이다. 2015부터 2018년까지 총 2,069,487개의 데이터를 사용하였다.

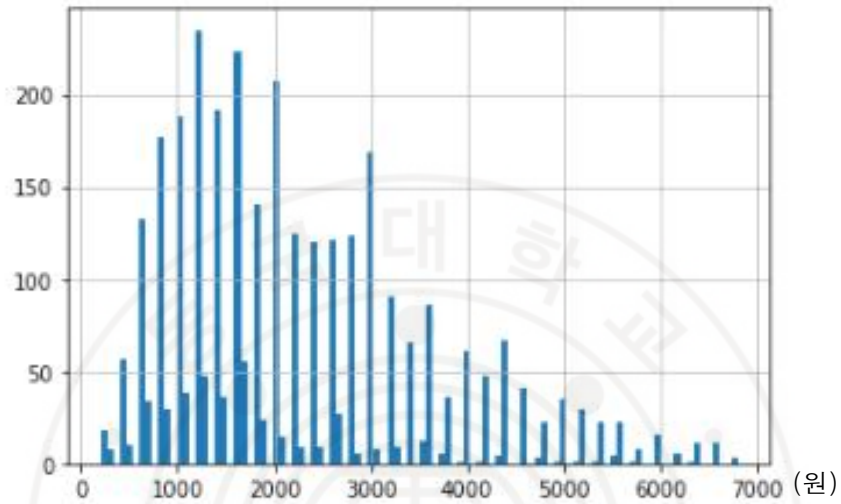


	ABC CO_GOODS_NAME	123 PRICE	ABC SHIPMENT_CODE	ABC SHIPMENT_NAME	ABC ORIGIN_CODE
1	토마토	6,000	2	계통	51100
2	토마토	24,100	3	개별	51100
3	토마토	29,600	3	개별	51100
4	토마토	29,800	3	개별	51100
5	토마토	29,800	3	개별	51100
6	토마토	29,100	3	개별	51100
7	토마토	29,800	3	개별	51100
8	토마토	30,300	3	개별	51100
9	토마토	29,800	3	개별	51100
10	토마토	28,900	3	개별	51100
11	토마토	27,800	3	개별	51100
12	토마토	8,900	3	개별	51100
13	토마토	8,900	3	개별	51100
14	토마토	9,800	3	개별	51100
15	토마토	10,000	3	개별	51100
16	토마토	8,600	3	개별	51100
17	토마토	6,600	3	개별	51100
18	토마토	5,500	3	개별	51100
19	토마토	11,600	2	계통	51100
20	토마토	12,000	2	계통	51100
21	방울토마토	9,600	2	계통	51100
22	방울토마토	9,800	2	계통	51100
23	방울토마토	10,100	2	계통	51100
24	방울토마토	10,200	2	계통	51100
25	방울토마토	9,800	2	계통	51100
26	방울토마토	9,900	2	계통	51100
27	방울토마토	10,000	2	계통	51100
28	방울토마토	10,300	2	계통	51100
29	방울토마토	10,300	2	계통	51100

[그림 4-10] 수집된 데이터의 예시

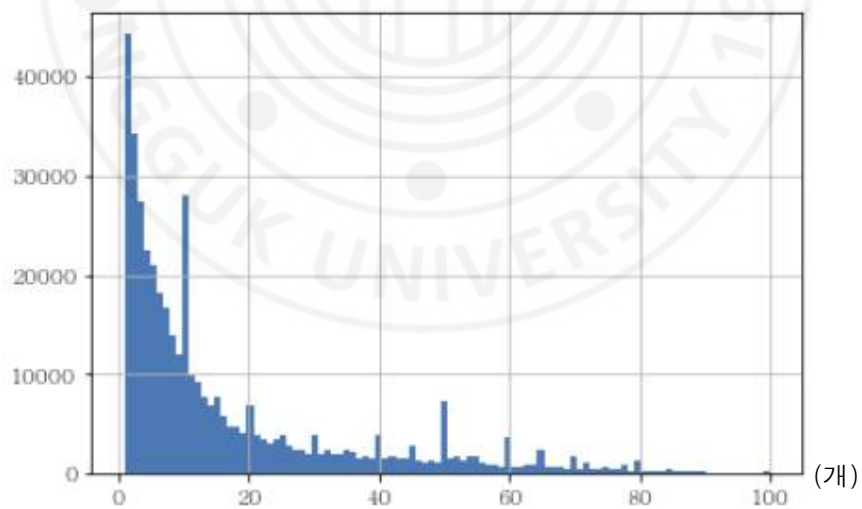
[그림 4-11]은 가락농수산물시장 동화청과에서 거래된 방울토마토의 가격 및 수량의 히스토그램이다.

(개)



a. 토마토 가격 히스토그램(가락_동화)

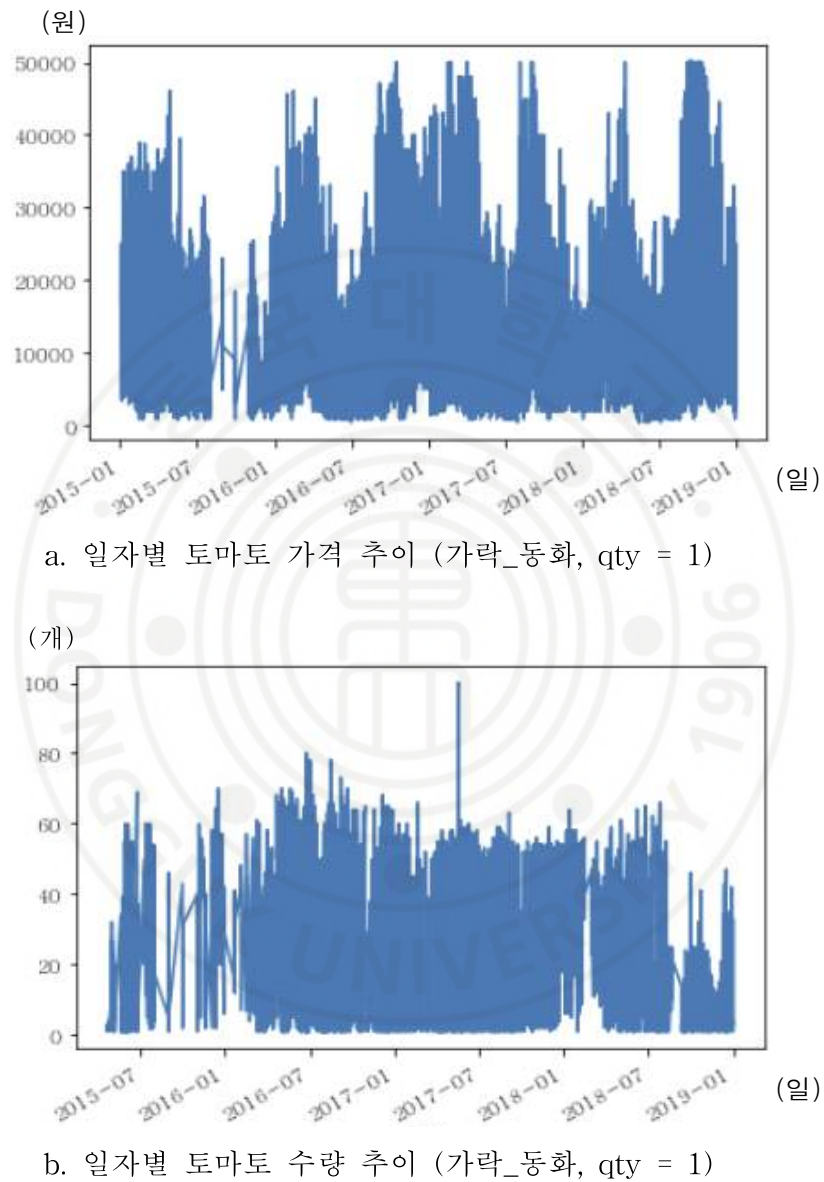
(개)



b. 토마토 수량 히스토그램(가락_동화)

[그림 4-11] 토마토 가격 및 수량 히스토그램(가락_동화)

[그림 4-12]은 일자별 방울토마토(qty =1)의 가격 및 수량 추이이다.



[그림 4-12] 토마토 가격 및 수량 추이(가락_동화, qty = 1)

<표 4-8>은 예측모형의 입력 변수이다. 입력 변수는 날짜, 경매구분, 법인가분, 법인가분, 품종 및 단량, 품질, 유통방식, 날짜별 유통량, 날짜별 법인가분 유통량, 수량, 전날 법인가분 가격, 유통 비용이며, 출력 변수는 가격 예측과 수요 예측을 하기 위한 가격 및 수량이다.

<표 4-8> 입력 및 출력 변수 설명

변 수	내 용
날짜	거래가 발생한 날짜의 해당 월을 입력
경매구분	경매 구분코드를 '경매'와 '정가수의'로 구분
법인가분	해당 도매시장의 법인가분을 코드화하여 입력
품종 및 단량	농산물의 품종과 단량 정보를 범주화하여 입력
품질	농산물의 품질 정보를 입력 (특, 상, 보통, 무등급, 등외, 유기농산물, 기타)
유통방식	유통방식을 3가지 범주로 묶어서 입력 (협동계통, 개별상인, 수입)
날짜별 유통량	해당 날짜의 시장으로 유입된 총량을 품종 및 단량별로 입력
날짜별 법인가분 유통량	해당 날짜의 시장의 해당 법인가분으로 유입된 총량을 품종 및 단량별로 입력
수량	유입된 물동량을 입력
전날 법인가분 가격	해당 품목의 전날 법인가분가격을 입력
유통비용	전날 거래된 법인가분가격에서 유통비율을 입력 (단, 계상되지 않는 법인가분별로는 산지와 거래처별 km당 유통 단가로 계산함)
가격	예측 변수에 해당하는 가격정보
수량	예측 변수에 해당하는 수량정보

입력 및 출력 변수의 예시는 <표 4-9>와 같다.

<표 4-9> 입력 및 출력 변수 예시

변 수	예 시
입력 변수	'2018-12-31', '경매', '동화청과', '망울토마토_5kg_1개', '특', '협동계통', '6,206개', '123개', '86,564개' '8,829.2원' '3,531.68원'
출력 변수	'8,886.9원', '146개'

제3절 가격 예측 모형 구현 및 검증

본 절에서는 제안하는 가격 예측 모형 구현 및 검증을 위하여 실험한 내용을 기술한다. 가격 예측을 위한 학습 하이퍼파라미터 값은 <표 4-10>과 같다.

<표 4-10> 모델 하이퍼파라미터 값

항 목	내 용
hidden layer	9개(2048-256-256-128-128-128-64-32-8) 첫 번째 층에 L2 정규화 추가
활성화 함수	ReLU 함수
초기값 설정	Xavier 균등분포
최적화 방식	Adam optimizer
손실 함수	Mean Absolute Error
Learning Rate	0.01
Batch_size	20,000 개

전처리된 원천 실시간 경락 데이터를 기반으로 가격예측 모형 개발을 위해 전국 32개 도매시장별로 개별 가격예측 모형을 개발하였다. 각 시장별 데이터에 적합한 다층 신경망 모델(Multi-layer Perceptron)을 설계하여 학습하였다.

다층 신경망 모델(Multi-layer Perceptron)은 입력층과 출력층 사이에 여러 개의 hidden layer(은닉층)로 구성된 네트워크로서 이를 통해 효과적으로 가격을 예측할 수 있으므로 모델을 구성할 때, 은닉층을 몇 층을 쌓을 것인지와 층에 몇 개의 노드를 둘 것인가는 학습하고자 하는 데이터에 따라 다르게 설정해 주어야 하므로 토마토의 32개 도매시장에 해

당하는 모델의 네트워크 구조를 실험적으로 찾아내었다.

다층 신경망 모델(Multi-layer Perceptron)이 효과적으로 작용하기 위해서는 데이터의 비선형성을 반영해 주어야 하는데, 이를 위해서 층마다 ReLu(Rectified Linear Unit)를 활성화 함수로 도입하였다.

또한 다층 신경망 모델(Multi-layer Perceptron)의 네트워크의 가중치를 학습할 때, 초기 설정값에 따라 수렴하는 값이 변화하고 이에 따라 성능의 차이가 존재하므로, 현재까지 좋은 성능을 보인다고 알려진 Xavier 균등분포를 통한 가중치 초기화 방법을 사용하여 모델의 성능을 높였다.

모델의 손실함수는 평균 절대 오차로 예측값과 실제값의 차이의 절대값(Mean Absolute Error)을 평균을 취하여 도출하였으며, 손실함수의 모델 파라미터에 대한 미분값(gradient)을 이용하여 모델의 최적화하였다.

모델의 최적화 방법으로는 일반적으로 좋은 성능을 낸다고 잘 알려진 Adam optimizer를 사용하였다. 한 번 업데이트 할 때, 업데이트에 반영되는 데이터 개수에 해당하는 Batch_size와 계산된 미분값을 얼마만큼 반영할 것인가에 해당하는 Learning Rate는 가지고 있는 컴퓨터 성능에 맞게 실험적으로 결정한다. 검증 데이터셋을 가지고 있는 데이터셋과 분리하여 학습에 사용되지 않은 데이터셋으로 검증하여 최적의 모델을 선정하였다.

모델의 실험을 위하여 CNN과 LSTM 모델을 농산물 실시간 경락데이터의 가락동농수산물 도매시장의 토마토 품목에 대하여 학습하여 다층 신경망(Multi-layer Perceptron) 모델과 비교하였다

두 개 모델 모두 데이터 Sequence는 2일 분량의 데이터를 입력으로

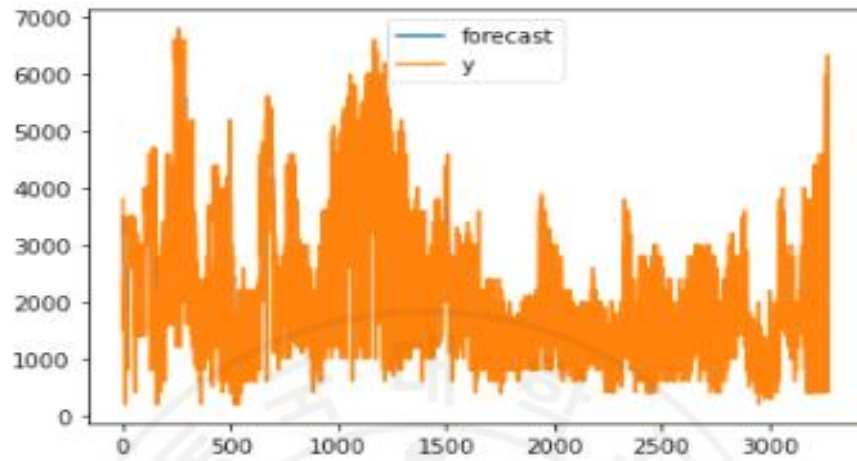
하여 시계열 예측에 활용하였으며, <표 4-11>은 MLP, CNN, 그리고 LSTM 모델의 학습 결과 MAE를 나타낸 것이다. CNN과 LSTM에서보다 MLP에서 Train, Validation, Test가 모두 가장 낮은 값으로 나타나 우수한 성능을 보이고 있다.

<표 4-11> 모델의 성능비교표

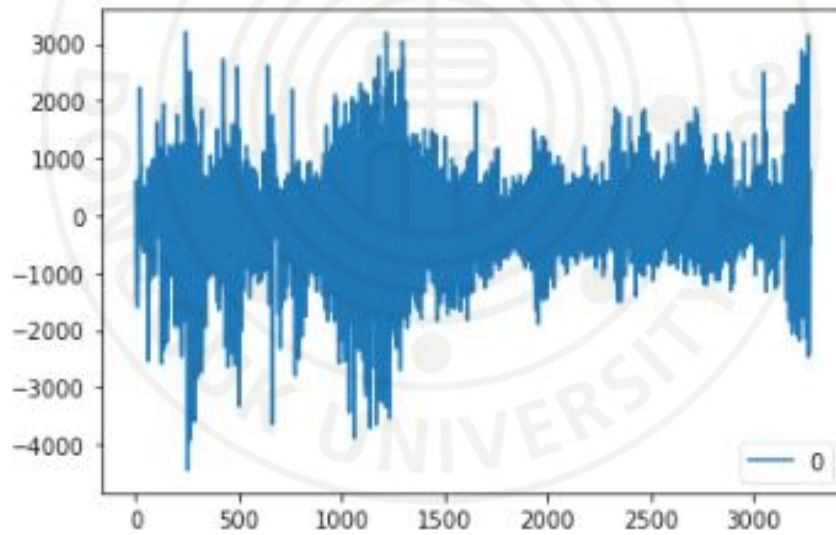
(단위 : 원)

DATA SET	MLP	CNN	LSTM
TRAIN	1573.4	1597.7	1612.5
VALIDATION	1966.8	2035.8	2053.4
TEST	1980.9	2008.4	2030.3

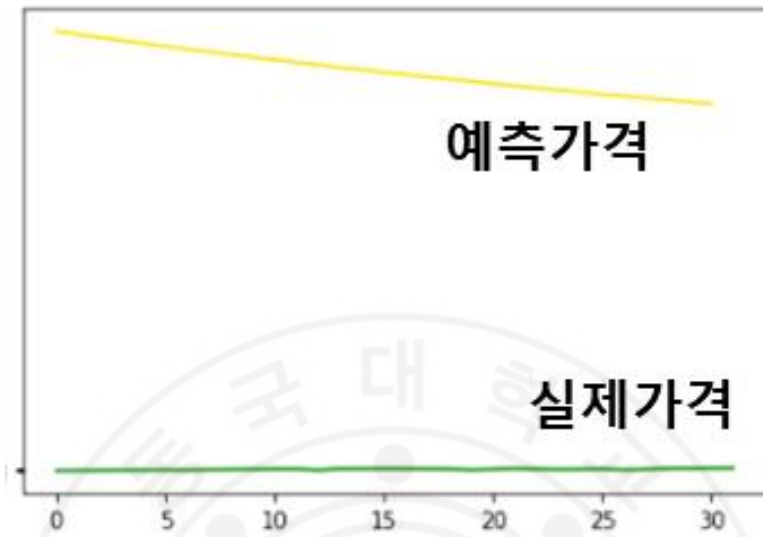
[그림 4-13]은 학습한 모델에 학습 데이터셋을 넣어 시계열 예측한 결과 그래프이다. [그림 4-14]는 추정값과 예측값의 오차 변동을 나타낸 그래프이며, 0에 수렴하여 일정하게 값이 나타나지 않아 오차 변동이 존재한다. [그림 4-15]는 마지막 기간의 5일간의 거래 데이터의 실제 가격과 예측 가격을 나타낸 것이다.



[그림 4-13] 방울토마토 학습 데이터 예측 결과(가락_동화)



[그림 4-14] 방울토마토 학습 데이터 잔차 변동(가락_동화)



[그림 4-15] 방울토마토 실제가격과 예측가격(가락_동화)

제4절 거래처별 물동량 분배 모델 실험 및 검증

본 절에서는 학습된 가격예측모델을 이용하여 거래처별 물동량 조절 실험을 기술한다. 법인별 예측 가격의 평균값을 기반으로 물동량 조절이 되기 때문에 최대 가격으로 예측한 법인으로 물동량이 집중되므로, 실험의 반복마다 해당 법인의 물동량 조절 포함 여부를 가격 상승 여부를 통해 결정한다. 만일 물동량 분배 비율은 증가하였는데 예측 가격은 계속 오르고 있다면, 이를 업데이트에서 제외하고 물동량 비율을 다시 계산한다.

<표 4-12>는 앞에서 제시한 알고리즘을 이용하여 강원도 춘천에서 가락동농수산물도매시장, 대구북부도매시장, 부산 반여도매시장에 보내는 것으로 가정하여 위 시장들을 선택하였을 때의 분배 결과이다. 대상 항목은 원형 방울토마토, 5kg, 특등 상품이며, 경매 방식은 경매이고 유통방식은 개별 상인이다. [그림 4-16]과 [그림 4-17]은 도매시장별 토마토 가격 예측 데이터를 가시화한 화면과 토마토 물동량 분배를 가시화한 예시 그림이다.

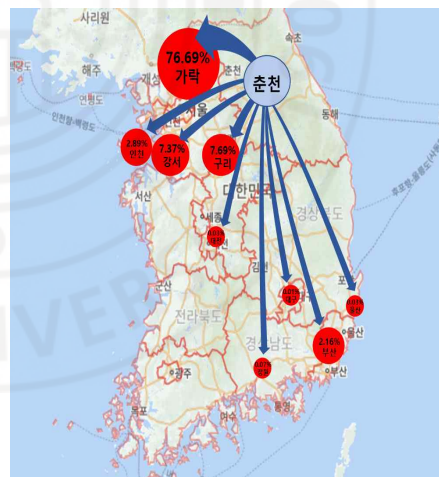
또한, 본 연구에서 제안한 분배 방법론을 검증하기 위하여 [그림 4-18]에서 실제 2017년 C농협에서 발생한 거래금액과 본 연구 결과로 분배된 거래 금액을 비교 검증하였다. 춘천농협은 17개 법인을 대상으로 물동량을 분배하였으며, 실 거래가는 농협의 2017년 월별 거래 금액으로 추정하였다. 그 결과, 실제 분배한 물동량과 분배 결과 금액과 비교하면 163.9% 향상된 이익으로 분석되었다.

<표 4-12> 거래처별 물동량 재분배 결과값(단위 : 개수)

시장	법인	기존물동량	조절 물동량
가락동 농수산물시장	서울청과	1827	602
	중앙청과	101	577
	한국청과	2639	610
	농협가락(공)	144	313
	동화청과	245	0
대구 북부 도매시장	효성청과	0	0
	대양청과	0	409
	대구중앙청과	208	339
	대구원협(공)	0	317
	농협북대구(공)	0	297
부산 반여 도매시장	동부청과	0	586
	부산중앙청과	0	415
	농협반여(공)	0	698

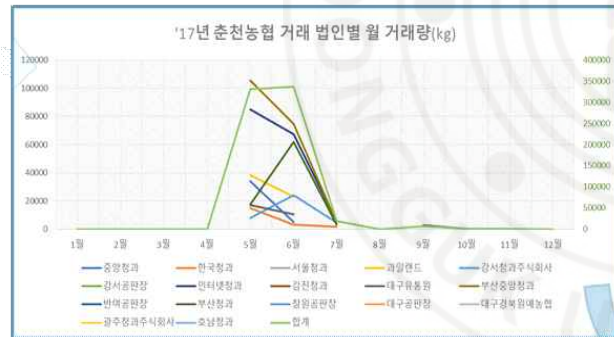
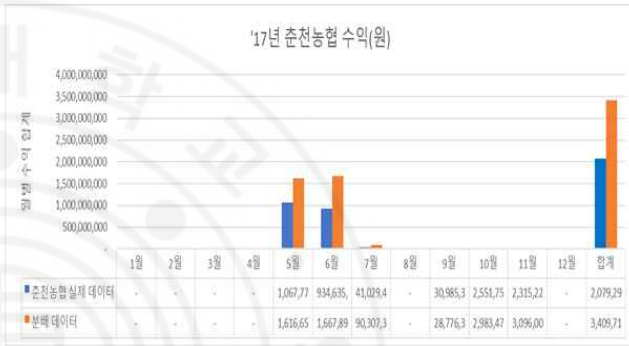


[그림 4-16] 토마토 가격 예측
예시



[그림 4-17] 토마토 물동량 분배
예시

구분	농협구분	농산물	구분	구분명	월별	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	합계
농산물	농산물	농산물	농산물	농산물	농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
농산물	농산물	농산물	농산물	농산물	농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000
					농산물	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000	11,000



[그림 4-18] 2017년도 C농협 - 거래 법인별 물동량 분배 검증

제5절 거래처별 물동량 분배 프레임워크 제시

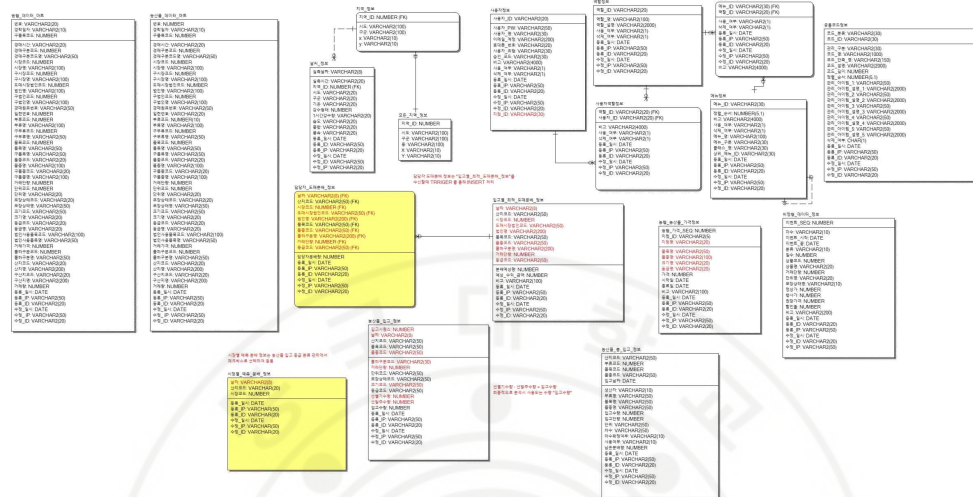
본 절에서는 농산물 가격 예측 모델과 거래처별 분배 모형을 기반으로 한 거래처별 물동량 분배 시스템의 프레임워크를 설명한다. [그림 4-19]는 시스템 구조이다. 시스템은 (1) 데이터 전처리, (2) 농산물 물동량/가격 예측 모델, (3) 거래처 물동량 분산 모델로 구성되어 있다.

도매시장에 반입되는 전체 물동량 예측을 위하여 aT 데이터, 농협 수발주 프로세스를 활용하여 도매시장의 농산물 가격 예측 시스템을 설계하고 이를 기반으로 물동량 분산 모델을 설계하였다.



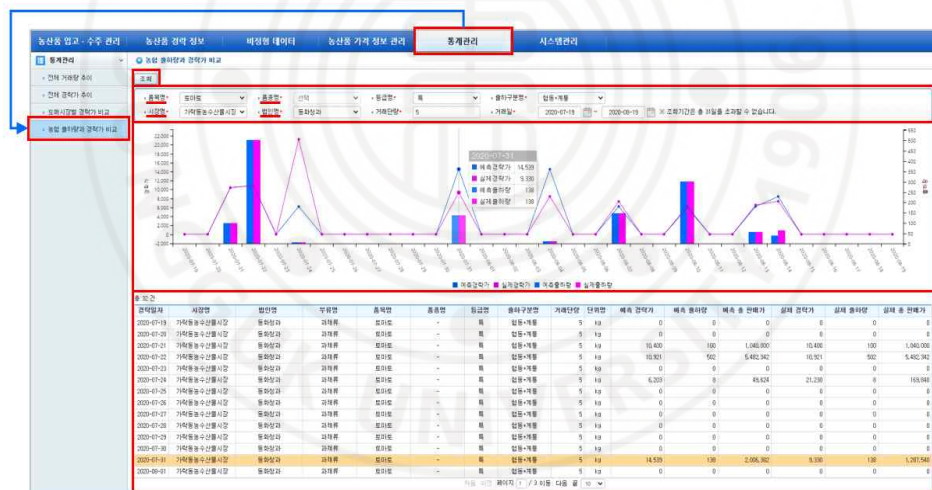
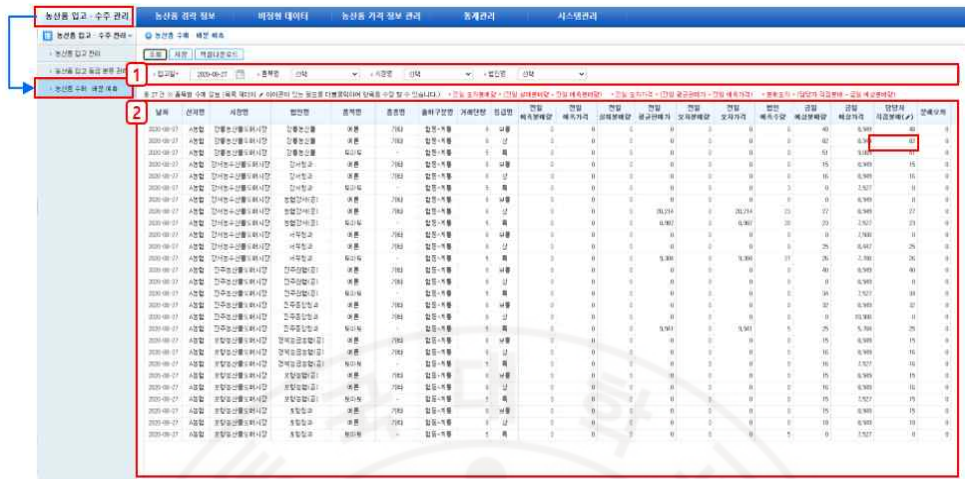
[그림 4-19] 거래처별 농산물 물동량 분배 시스템 구조

[그림 4-20]은 시스템 논리 데이터 모델이다.

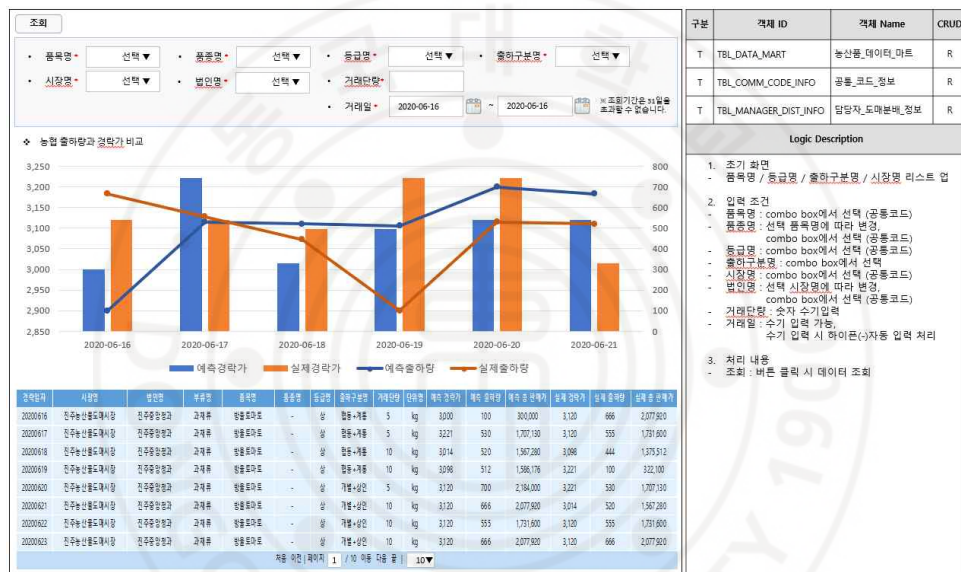


[그림 4-20] 시스템 논리 데이터 모델

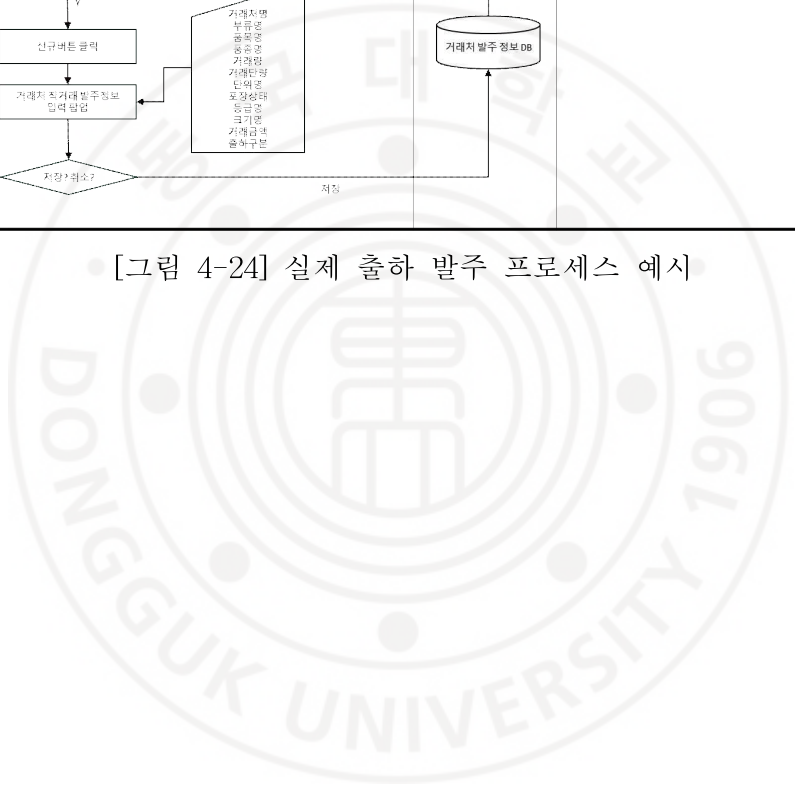
거래처별 농산물 물동량 분배 시스템은 분산 알고리즘으로부터 전달된 정보를 시각화하여 보여주기 위해 대시보드 형태로 제공하였으며, 의사결정을 지원하기 위한 수요 예측 결과 및 분배 지원 화면과 도매법인별 출하량 및 경락가격 비교 화면으로 제시하였다. 사용자의 편의를 위해 시장분배 대상과 단량, 크기 정보 입력이 가능하며, 사용자 편의를 위하여 데이터 프레임워크 형태로 화면을 보여준다. [그림 4-21]과 같이 (1) 입고일, 품목명, 시장명 등의 검색을 지원한다. 검색을 통해 (2) 농산물 수요 예측 결과 및 분배 화면을 확인할 수 있고, 이를 토대로 직접 분배량 수정도 가능하다. [그림 4-22]는 농산물 전체 거래량을 조회하는 화면으로 품목명, 품종명, 등급명, 시장명, 법인명, 거래단량, 거래일자별로 각각 선택하여 물동량을 조회할 수 있다.



[그림 4-23]은 예측 가격과 예측 출하량을 확인하고, 수익을 계산할 수 있으며, 실제 출하량과 비교 분석하는 화면이다. 제시된 화면을 통해 예측한 출하량과 가격 기반으로 수익을 도출할 수 있으며, 실제 출하량으로 실현되는 수익과 비교하여 분배 담당자에게 [그림 4-23]과 같이 분배에 대한 의사결정을 지원한다.



[그림 4-23] 예측 출하량과 실제 출하량 비교 화면 예시



제5장 결론 및 추후 연구 과제

제1절 결론

본 연구는 시계열 농산물 거래 데이터 기반의 딥러닝(MLP, CNN, LSTM)을 활용한 가격 및 수요 예측 모형과 물동량 분배 알고리즘 개발을 통해 생산자에게 최적의 수익 지원이 가능하도록 실제 물동량의 흐름을 제공하는 방법론을 제안하였다. 또한 농산물 가격 예측 모델과 거래처별 분배 모형을 기반으로 한 거래처별 물동량 분배 시스템 프레임워크를 제안하였다.

가격 예측 모델은 MLP, CNN 그리고 LSTM을 비교하여 성능 실험을 하였다. 가격 예측 모델의 성능 측정 방법은 MAE를 사용하였으며, 그 결과, MLP에서 전반적으로 우수한 성능을 보였다. 물동량 분배 모델은 과거 수요 배분 우선순위에 따라 최근 분배 물동량 비율과 예측 보정 비율로 실제 분배 물량을 도출하였다. 강원도 춘천에서 가락동농수산물 도매시장, 대구북부도매시장, 부산 반여도매시장에 보내는 것으로 가정하여 이 시장들을 선택하였을 때의 재분배 결과를 제시하였다. 마지막으로 농산물 가격 예측 모델과 거래처별 분배 모형을 기반으로 한 거래처별 물동량 분배 시스템 프레임워크를 제시하였다. 사용자 편의성을 위해 데이터프레임 및 대시보드 형태로 입고일, 품목명, 시장명 등의 검색을 지원하고, 분배 결과를 보며 직접 분배량 수정도 가능하도록 하였다.

본 연구는 농산물의 유통 데이터 기반 날짜, 거래 유형, 법인, 품종/단

량, 품질 등 공통 입력 변수와 예측 가격 및 예측 수량인 출력 변수로 예측 모델을 설계하고 그 성능을 실험하였다. 기존의 농산물 가격 예측과 수요 예측 문제를 다룬 선행 연구들은 기후, 강수량 등의 예측 변수를 추가하여 정확도를 향상시킨 반면(Wang et al., 2013; Zhang et al., 2014; 강원중, 2015; 배경태, 2016), 본 연구는 실제 거래로 이루어진 이익과 연구 결과로 이뤄진 이익을 비교하여 검증하였다는 점에서 연구의 타당성이 있다고 할 수 있다.

본 연구는 정확한 입력치가 없는 데이터의 NaN 경우나 분배의 경우, 기존에 일반적으로 수행되었던 과거 경험, 도매법인과의 관계를 기반으로 한 수동적 분배 방식이 아닌 인공지능 기반 가격 예측 및 물동량 분배를 실현했다는 점에서 연구의 의의가 있다. 그리고 기상 등의 보편적인 변수보다 실제 거래 데이터 기반으로 분석하였으며, 월 데이터가 아닌 보다 정밀한 일별 데이터 분석을 통해 예측 정확도를 높이는 연구를 진행하였다. 본 연구의 결과로 도출된 농산물 가격 예측 모델과 거래처별 물동량 분배 시스템 프레임워크는 현재 일부에서 저조한 실적을 보이고 있는 산지유통센터 APC의 경영 성과를 높이기 위한 의사결정 도구로 활용이 가능하다. 무엇보다도 본 논문의 결과는 다양한 타 농산물 예측과 분배에 적용이 가능하며, 시장 경쟁 측면에서 공공사업과 같은 APC 사업에서 경영 성과의 검증에 활용될 수 있다는 점에서 산업적 기여도가 높다고 할 수 있다.

제2절 추후 연구 과제

본 연구에서 제안한 농산물 가격 예측 및 거래처별 물량 분배 방법론의 한계점은 다음과 같다.

기존의 농산물 가격 예측 및 수요 예측에서 사용된 원/톤, 원/kg, 톤, kg을 사용하지 않고 거래 단량별 가격을 예측하는 모형을 제시하여 기존의 예측 모형보다 더욱 세분화된 모형을 제시하였으나, 거래와 관련한 다양한 관계자가 참여하여 결정하는 가격 예측 부분에서 있어서 이론적인 한계를 가지고 있다. 또한, 물동량 분배에 있어서 재고량, 물류비를 유통 비용으로 고려하여 예측하였지만, 거래처별, 유통 경로별, 품목별 유통 비용이 모두 상이하나 거래된 비용의 유통 비율이나 산지와 거래처 간의 거리 대비 단가로 추정된 변수를 사용한다는 점에서 연구의 한계를 가지고 있다. 본 연구의 결과로 도출된 거래처별 물동량 배분 외의 다른 부분에서는 기존의 다른 모형에 비해 차별성이 크지 않으며, 배분된 물동량을 분석하여 물류 네트워크 재설계, 경영성과 평가 등의 간접 활용성은 높으나 그 이상의 다른 활용성을 높이기 위한 연구결과 도출에 대해서는 한계를 가지고 있다.

추후 연구에서는 농산물산지유통센터에서 도매시장 법인별 수요 예측과 분배 시스템을 지원하고 있어, 농산물 유통 프로세스 범위의 확장이 필요하며, 농산물 공급망의 불확실성에 영향을 주는 더 많은 데이터를 사용하여 동적으로 변화하는 고객 수요에 따라 서비스 수준을 보장하는 수요 계획과 분배 계획을 지원하는 모델에 관한 연구가 필요하다. 그리

고 가격과 물동량의 상관관계를 확인하고, 가격 및 물동량 예측과 검증 단계의 순서를 달리하여 분석하는 연구도 필요하다. 또한 현실적인 물동량 분배 시스템을 지원하기 위해서는 더욱 고도화된 빅데이터 기반의 예측 모형과 분배에 대한 연구가 필요하다. 따라서 추후 연구를 통해 이러한 연구의 한계점을 수정 보완하고자 한다.



참 고 문 헌

[국내논문]

- 강원중. (2015). 농산물 유통의 문제점에 대한 고찰과 농산물 수급상황 예측을 위한 통계 분석, 석사학위논문 고려대학교 행정대학원
- 김동현. (2021). 빅데이터 기반의 LSTM을 이용한 축산물 가격 예측 연구, 박사학위논문 전북대학교 일반대학원
- 김두환. (2020). 딥러닝을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구, 박사학위논문 동아대학교 대학원
- 김배성. (2005). 채소가격 예측을 위한 응용기법별 예측력 비교. 농업경제연구, 46(4), 89-113.
- 김완배, & 김성훈. (2016). 농식품유통론, 박영사
- 김우람. (2021). 커피 생두 수요의 정확도 향상을 위한 LSTM 기반의 수요 예측 모델 연구, 석사학위논문 숭실대학교 대학원
- 김재성, 양여진, 오민지, 이성웅, 권순동, & 조완섭. (2020). 딥러닝 기법을 활용한 가구 부자재 주문 수요예측. 한국빅데이터학회지, 5(2), 111-120.
- 김종현. (2010). 농산물 유통마진에 미치는 영향 분석 - 유통채널 변화를 중심으로 도매단계 분석, 석사학위논문 중앙대학교 대학원
- 김진, & 이정일. (2019). 딥러닝 기반의 농산물 가격 예측 시스템에 대한 연구. 한국정보기술학회논문지, 17(6), 27-34.
- 김형수. (2018). 관계마케팅 시각에서의 농산물 도매시장법인 경쟁력 제고 방안에 관한 연구, 박사학위논문 영남대학교 대학원
- 김효미. (2014). 농산물도매시장 간 가격의 동태적 분석, 석사학위논문 건국대학교 일반대학원

- 김효미. (2020). 농산물도매시장의 시장구조와 효율성 간의 관계분석에 관한 연구, 박사학위논문 건국대학교 대학원
- 나환식, 김진영, 윤설희, 박학재, 최경철, 양수인, 이지현, & 조정용. (2013). 재배지역에 따른 농산물의 phytochemical 함량. 한국식품저장유통학회지, 20(4), 451-458.
- 목유수. (2012). 선형계획법과 과거의 판매자료 패턴에 근거한 반도체 생산 계획 방법론 연구, 석사학위논문 성균관대학교 대학원
- 박호성. (2020). 전사적 관점에서의 최적 인력 스케줄링 및 과업 할당에 관한 연구 - S 외식업체의 사례를 중심으로, 석사학위논문 경희대학교 대학원
- 배경태. (2017). 인공지능망 기법을 이용한 최적의 농산물 가격 예측모델 개발, 국내석사학위논문 숭실대학교 소프트웨어특성화대학원
- 배경태, & 김창재. (2016). 인공지능망의 은닉층 최적화를 통한 농산물 가격예측 모델. 한국정보기술학회논문지, 14(12), 161-169.
- 서광규. (2014). 인공지능망을 이용한 가전제품의 판매예측모델 개발. 디지털융복합연구, 12(11), 209-214.
- 서광규. (2015). 인공지능망과 유전자 알고리즘 기반의 융합모델을 이용한 가전제품의 판매예측. Journal of Digital Convergence, 13(9), 177-182.
- 신성호, 이미경, & 송사광. (2018). LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델. 한국콘텐츠학회논문지, 18(11), 416-429.
- 윤미현. (2012). 춘천지역 토마토 및 방울토마토의 위해요소 모니터링, 석사학위논문 강원대학교 대학원
- 이향미, & 고종태. (2016). 농산물 산지유통센터의 경영성과 결정요인 분

- 석: 분위회귀분석을 이용하여. 강원 농업생명환경연구, 28(1), 25-34.
- 이향미. (2016). 농산물 산지유통센터 이용 만족도 결정요인 분석. 농업 경영·정책연구, 43(2), 346-369.
- 이현재, 손동희, 김수진, 오세인, & 김재직. (2020). CNN 모형을 이용한 서울 아파트 가격 예측과 그 요인. 응용통계연구, 33(5), 603-614.
- 임지연. (2015). 시계열 모형을 이용한 중기 농산물가격 예측 분석, 국내 석사학위논문 중앙대학교 대학원
- 임혜진. (2020). 채소 가격 예측을 위한 Dual Attention 기반 LSTM 모델 연구, 국내석사학위논문 세종대학교 대학원
- 정진화, & 채영태. (2018). 기계학습을 활용한 기상예측자료 기반 태양광 발전량 예측 향상기법. 한국생활환경학회지, 25(1), 119-125.
- 채명수, 김상식, 이채석, 이요한, & 정성관. (2017). 다중 뉴럴 네트워크 기반의 기상정보를 반영한 농산물 가격 예측. 한국통신학회 학술대회논문집, 878-879.
- 최병옥, & 최익창. (2007). 시계열 분석방법을 이용한 과채류 월별가격 예측. 농촌경제 30 (1), 129-148.
- 최정곤. (2019). 전력 거래량 예측에서의 머신 러닝 성능 비교. 한국전자통신학회 논문지, 14(5), 943-950.
- 하지희, 서상택, & 김선웅. (2019). 양파와 마늘가격 예측모형의 예측력 고도화 방안. 농촌계획, 25(4), 109-117.
- 한지섭, 김연우, & 김정훈. (2018). LSTM 을 활용한 배추 가격 예측에 대한 연구. 한국정보과학회 학술발표논문집, 1932-1933.

황대현, & 배영철. (2020). MLP 와 ANFIS 를 이용한 입찰가격 예측.
한국지능시스템학회 논문지, 30(4), 309-314.



[국외 논문]

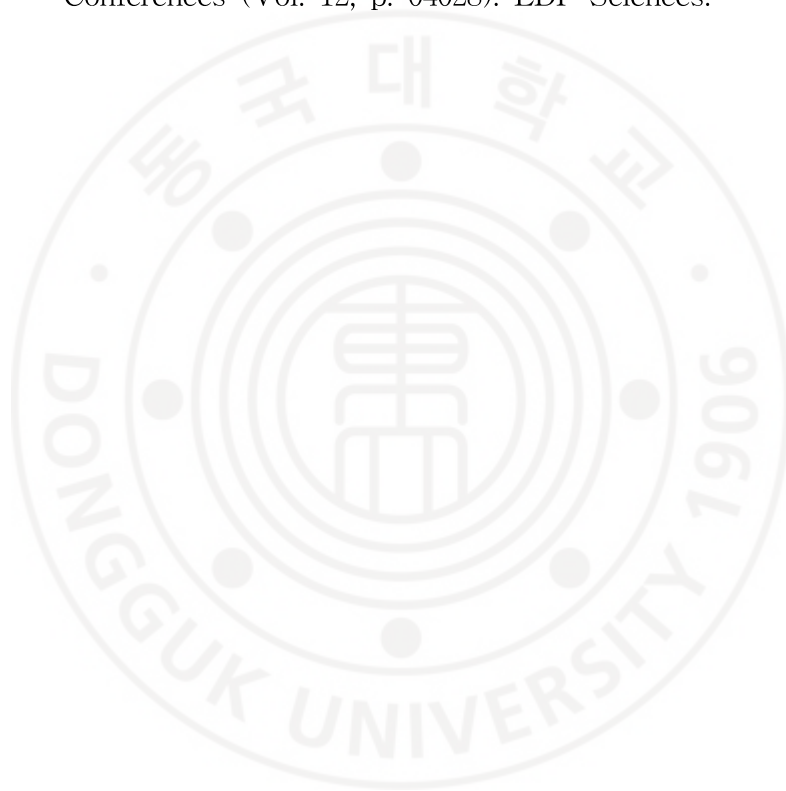
- Ahumada, O., & Villalobos, J. R. (2011). Operational model for planning the harvest and distribution of perishable agricultural products. *International Journal of Production Economics*, 133(2), 677-687.
- Amin, S. H., & Zhang, G. (2013). A multi-objective facility location model for closed-loop supply chain network under uncertain demand and return. *Applied Mathematical Modelling*, 37(6), 4165-4176.
- Borodin, V., Bourtembourg, J., Hnaien, F., & Labadie, N. (2016). Handling uncertainty in agricultural supply chain management: A state of the art. *European Journal of Operational Research*, 254(2), 348-359.
- Bortolini, M., Faccio, M., Ferrari, E., Gamberi, M., & Pilati, F. (2016). Fresh food sustainable distribution: cost, delivery time and carbon footprint three-objective optimization. *Journal of Food Engineering*, 174, 56-67.
- Castro, C. A. D. O., Resende, R. T., Kuki, K. N., Carneiro, V. Q., Marcatti, G. E., Cruz, C. D., & Motoike, S. Y. (2017). High-performance prediction of macauba fruit biomass for agricultural and industrial purposes using Artificial Neural Networks. *Industrial Crops and Products*, 108, 806-813.
- Cho, J. H., Wang, Y., Chen, R., Chan, K. S., & Swami, A. (2017). A survey on modeling and optimizing multi-objective

- systems. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(3), 1867–1901.
- Ferreira, K. J., Lee, B. H. A., & Simchi-Levi, D. (2016). Analytics for an online retailer: Demand forecasting and price optimization. *Manufacturing & Service Operations Management*, 18(1), 69–88.
- Gavirneni, S., & Tayur, S. (2001). An efficient procedure for non-stationary inventory control. *Iie Transactions*, 33(2), 83–89.
- Holzworth, D. P., Snow, V., Janssen, S., Athanasiadis, I. N., Donatelli, M., Hoogenboom, G., ... & Thorburn, P. (2015). Agricultural production systems modelling and software: current status and future prospects. *Environmental Modelling & Software*, 72, 276–286.
- Im, C., Kim, C., & Youm, S. (2019). Tomato Volume Prediction System Using Nonghyup Tomato Big Data. *Advanced Engineeirng and ICT-Convergence Proceedings*. 2.
- Kamariotou, M., Kitsios, F., Madas, M. A., Manthou, V., & Vlachopoulou, M. (2017, September). Strategic Decision Support Systems for Logistics in the Agrifood Industry. In *HAICTA* (pp. 781–794).
- Kamilaris, A., Kartakoullis, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2017). A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 23–37.

- Ko, D., Kwak, Y., & Song, S. (2014). Real time traceability and monitoring system for agricultural products based on wireless sensor network. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 10(6), 832510.
- Lezoche, M., Hernandez, J. E., Díaz, M. D. M. E. A., Panetto, H., & Kacprzyk, J. (2020). Agri-food 4.0: a survey of the supply chains and technologies for the future agriculture. *Computers in Industry*, 117, 103187.
- Kim, C., Im, C., & Youm, S. (2020). Auxiliary system for prediction of volume using tomato big data and data mining methodology. *JP Journal of Heat and Mass Transfer*.
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674.
- Ma, S., Fildes, R., & Huang, T. (2016). Demand forecasting with high dimensional data: The case of SKU retail sales forecasting with intra-and inter-category promotional information. *European Journal of Operational Research*, 249(1), 245-257.
- Trisna, T., Marimin, M., Arkeman, Y., & Sunarti, T. (2016). Multi-objective optimization for supply chain management problem: A literature review. *Decision Science Letters*, 5(2), 283-316.
- Zamora-Izquierdo, M. A., Santa, J., Martínez, J. A., Martínez, V., & Skarmeta, A. F. (2019). Smart farming IoT platform based

on edge and cloud computing. Biosystems engineering, 177, 4-17.

Wang, Z. H., Lu, C. Y., Pu, B., Li, G. W., & Guo, Z. J. (2017). Short-term forecast model of vehicles volume based on ARIMA seasonal model and holt-winters. In ITM Web of Conferences (Vol. 12, p. 04028). EDP Sciences.



[기타]

국가통계포털 <https://kosis.kr>

농넷 <https://www.nongnet.or.kr>

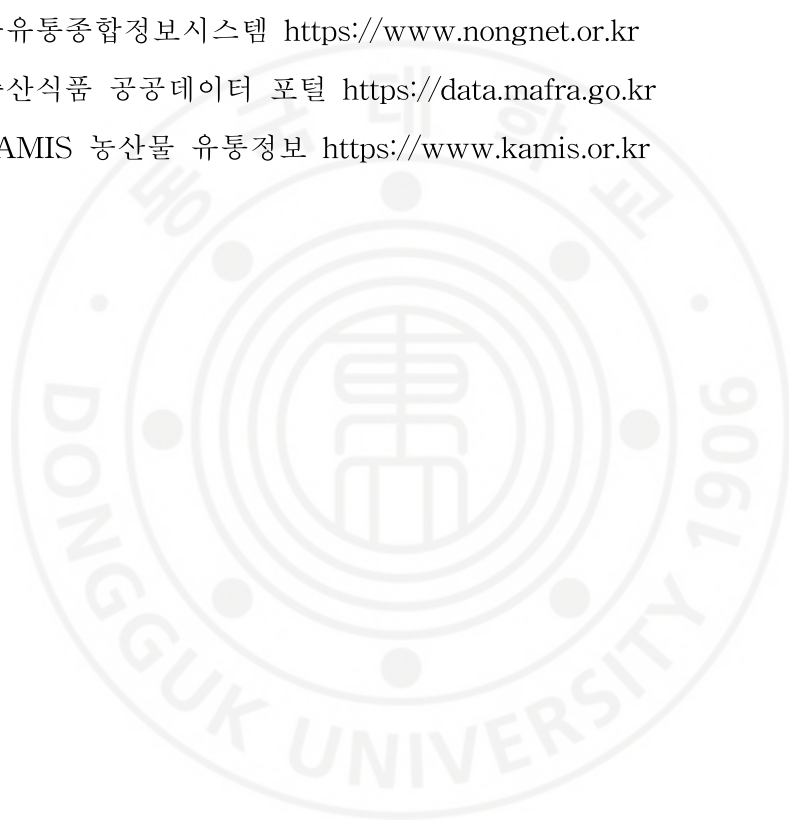
농사로 농업정보포털 <http://www.nongsaro.go.kr>

농산물가격지수 <https://www.hankyung.com/tag/한국농산물가격지수>

농산물유통종합정보시스템 <https://www.nongnet.or.kr>

농림축산식품 공공데이터 포털 <https://data.mafra.go.kr>

aT KAMIS 농산물 유통정보 <https://www.kamis.or.kr>



ABSTRACT

A study of deep learning methods for predicting the price and demand of agricultural items for each consumer and distributing the quantity of supplies

An, Hye Jeong

Department of Industrial Systems Engineering
Dongguk University Graduate School

The government-led project to revive the distribution of hilly areas has been carrying out agricultural products, specializing in each item, jointly picking, shipping, transporting, and selling. As a result, distribution agreements, post-harvest management technology advancements, strategic agricultural product marketing, direct transactions, and joint calculations with large retailers are all possible, but due to the increased distribution environment, rational decision support tools are required in agricultural transactions. As a

result, time series, price utilizing deep learning methods, quantity of items, and demand prediction were investigated using big data from agricultural products. As a result, models with good performance, such as price prediction, were established, but research into the approach used to distribute volume via actual demand forecast by customers was lacking.

To address this issue, our research established a system that offers a flow of actual quantity that supports optimal producer returns by constructing price and demand prediction models based on time series agricultural product transaction data (MLP, CNN, and LSTM).

This study evaluated performance using Chun-cheon APC tomato transaction data and proposed a method for calculating expected profits for 33 corporate clients in three wholesale markets by modifying the volume ratio using price prediction models. The technology created in this study is expected to be used in the future to assist producers in achieving optimal profits and improving pricing competitiveness and bargaining strength for each customer.