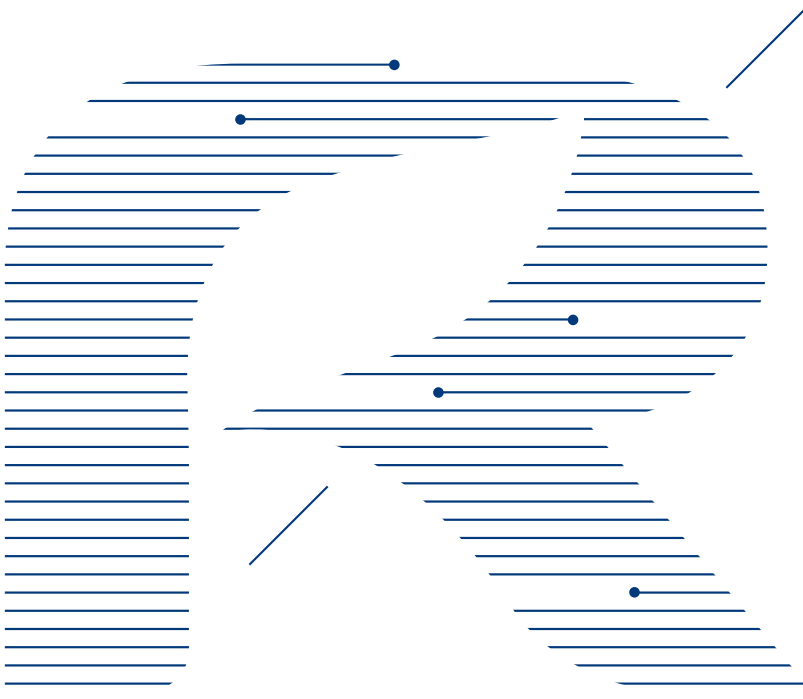


사과 가격 예측 모델 개선 연구

이석일 · 문홍성 · 김서영



사과 가격 예측 모델 개선 연구

이석일 · 문홍성 · 김서영



연구 담당

이석일 | 전문위원 | 연구 총괄, 제1, 2, 7장 집필

문홍성 | 전문연구원 | 제4~7장 집필

김서영 | 전문연구원 | 제2~3장 집필

특별과제 E2026-04

사과 가격 예측 모델 개선 연구

등 록 | 제6-0007호(1979. 5. 25.)

발 행 | 2026. 7.

발 행 인 | 한두봉

발 행 처 | 한국농촌경제연구원

우) 58321 전라남도 나주시 빛가람로 601

대표전화 1833-5500

인 쇄 처 | 세일포커스(주)

I S B N | 979-11-6149-851-5 95520

※ 이 책에 실린 내용은 한국농촌경제연구원의 공식 견해와 반드시 일치하는 것은 아닙니다.

※ 이 책에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다.

무단 전재하거나 복사하면 법에 저촉됩니다.

사과는 국내 과실류 중 생산액과 소비 비중이 높은 주요 품목으로, 명절 수요와 장바구니 물가 부담 논의에서 자주 언급되는 품목이다. 최근에는 기상재해, 생산량 변동, 저장량 감소, 출하 시기 변화 등이 복합적으로 작용하면서 사과 가격의 변동성이 확대되었고, 가격 급등락에 대한 사회적 관심도 높아지고 있다.

농업관측센터는 표본농가 조사, 저장업체 조사, 시장 조사, 도매시장 거래자료 등을 활용하여 사과 수급과 가격을 전망하고 있다. 그러나 최근과 같이 가격 수준과 변동성이 크게 변화하는 상황에서는 기존 전망체계의 장점을 유지하면서도, 다양한 자료와 예측기법을 활용하여 가격예측모형의 정확성과 활용성을 높일 필요가 있다.

이 연구는 사과 월별 도매가격을 대상으로 기준모형, 통계적 시계열 모형, 머신러닝 모형, 딥러닝 모형을 비교·검증하고, 가격예측모형의 개선 가능성을 검토하였다. 또한 예측결과를 단순한 가격 전망에 그치지 않고 수급 상황 점검을 위한 기초자료로 활용할 수 있는 가능성을 함께 살펴보았다.

본 연구가 사과 가격예측모형의 고도화와 농업관측정보의 실무 활용성 제고에 기여하고, 향후 사과 수급관리 체계 개선을 위한 기초자료로 활용되기를 기대한다. 아울러 연구 수행과 자료 구축, 모형 검토에 힘써 주신 연구진과 관계자 여러분께 감사의 말씀을 전한다.

2026. 7.

한국농촌경제연구원장 한 두 봉

연구 목적

- 사과는 국내 과실류 중 생산액 비중이 높고, 명절 수요와 장바구니 물가 부담 측면에서 사회적 관심이 큰 품목임. 최근에는 기상재해, 생산량 변동, 저장량 감소, 출하 시기 변화 등으로 가격 변동성이 확대되면서 사과 가격 전망의 정확성 제고 필요성이 커지고 있음.
- 본 연구는 사과 가격의 시계열적 특성과 가격 형성 구조를 반영하여 월별 사과 가격예측모형을 구축하고, 기존 가격 전망체계와의 예측력 비교를 통해 모형 개선 가능성을 검토하는 것을 목적으로 함.
- 또한 가격예측결과를 수급 상황 점검을 위한 보조지표로 활용할 수 있는지 검토하여 농업관측 정보의 실무 활용 가능성을 높이고자 함.

연구 방법

- 본 연구는 사과 수급 및 가격 동향, 현행 농업관측 가격 전망체계, 분석자료 및 변수 구성, 예측모형 구축, 예측력 평가, 가격예측치의 수급 점검 활용 가능성 검토의 순서로 수행하였음.
- 분석자료는 월별 사과 도매가격, 도매시장 반입량, 생산량, 저장·출하 관련 변수, 기상 변수, 명절 변수 등을 중심으로 구축하였음. 또한 사과 가격의 구조적 변화 여부를 확인하기 위해 구조변화 검정을 수행하였음.

- 예측모형은 기준모형인 Naive와 Seasonal Naive, 통계적 시계열 모형인 UCM과 Prophet, 머신러닝 모형인 XGBoost와 CatBoost, 딥러닝 모형인 TFT와 TiDE를 적용하였음.
- 모형별 예측력은 확장 윈도우 기반의 예측 시점 이동 방식으로 평가하였으며, RMSE, MAE, MAPE, MDA 등을 이용하여 기존 농업관측 가격 전망모형과 비교하였음.

연구 결과

- 사과 가격자료를 분석한 결과, 최근 사과 가격은 2023년 이후 가격 수준과 변동성이 확대되는 양상을 보였음. 이는 생산량 감소, 저장량 부족, 품위 저하, 출하 시기 변화 등 공급 측 요인이 복합적으로 작용한 결과로 해석됨.
- 모형별 예측력 평가 결과, 수준 예측에서는 UCM 모형이 가장 우수한 성과를 보였으나, 단순 Naive 모형과의 차이가 크지는 않은 것으로 나타났음. 이는 사과 가격이 강한 지속성을 갖는 시계열이라는 점에서, 복잡한 모형이 항상 단순 기준모형보다 우수한 예측력을 보장하지는 않음을 보여줌.
- 기존 모형과 예측력을 비교한 결과, 기존 모형의 MAPE는 25.4%였으며, 본 연구에서 구축한 6개 주요 모형의 평균 MAPE는 13.6%로 나타나 기존 모형 대비 약 46.3% 개선되었음.

○ 저장기와 출하기를 구분하여 살펴보면, 12~6월 저장기의 경우 기존 모형의 MAPE는 31.1%였으나 신규 모형 평균 MAPE는 11.6%로 나타나 예측력이 크게 개선되었음. 반면 7~11월 출하기의 경우 기존 모형 대비 평균 예측력이 다소 낮아져, 향후 수확기 및 햇사과 출하기 가격예측을 위한 변수 구성과 모형 개선이 필요한 것으로 나타났음.

○ 변수 중요도 및 해석 결과, 사과 가격예측에는 전월 가격, 이동평균 가격, 도매시장 반입량, 가격 스프레드, 저장 관련 변수, 명절 변수 등이 주요하게 작용하는 것으로 나타났음. 이는 사과 가격이 과거 가격 흐름, 반입량 변화, 저장·출하 구조, 명절 수요 등 다양한 요인의 영향을 받아 형성됨을 보여줌.

결론 및 시사점

○ 본 연구는 사과 가격의 시계열적 특성과 품목별 가격 형성 구조를 반영하여 다양한 예측모형을 구축하고, 기존 가격 전망체계와의 비교를 통해 예측력 개선 가능성을 검토하였다는 점에서 의의가 있음.

○ 분석 결과, 신규 모형은 전체 평균 기준으로 기존 모형보다 예측력이 개선되었으며, 특히 저장기 가격예측에서 개선 효과가 크게 나타났음. 이는 저장수익, 저장비용 추세, 가격 스프레드 등 저장·출하 구조를 반영한 변수가 사과 가격예측에 유용하게 활용될 수 있음을 시사함.

○ 다만 출하기 가격예측에서는 개선 효과가 제한적으로 나타났으므로, 향후

수확기와 햇사과 출하기의 가격 형성 구조를 보다 정교하게 반영할 필요가 있음. 이를 위해 품종별 출하 특성, 생육기 기상, 품위, 산지 출하 동향, 반입량 전망 정보 등을 추가적으로 검토할 필요가 있음.

- 가격예측모형의 실무 활용성을 높이기 위해서는 예측 가격 자체뿐만 아니라, 예측 가격이 평년 대비 어느 수준에 위치하는지 함께 제시할 필요가 있음. 본 연구에서 검토한 가격예측치 기반 수급 점검 지표는 향후 가격 상승 또는 하락 위험을 월별로 사전에 점검하는 보조지표로 활용될 수 있음.

제1장 서론

1. 연구의 필요성과 목적	1
2. 연구 내용 및 방법	5
3. 선행연구 검토 및 차별성	9

제2장 사과 수급 동향과 가격 변동 특성

1. 생산 및 출하 동향	15
2. 가격 및 반입량 동향	25
3. 소비 동향	30
4. 가격 변동성과 구조변화	34

제3장 사과 가격 예측체계 현황

1. 농업관측 사과 가격 전망체계	45
2. 사과 가격 전망치 산출 구조 현황	47

제4장 분석자료

1. 자료 및 변수	53
2. 탐색적 데이터 분석	56
3. 변수 설정	67

제5장 사과 가격 예측모형 구조

1. 분석 모형	73
2. 모형 학습 및 평가체계	81

제6장 사과 가격 예측모형의 성능평가

1. 모형 구축 결과	85
2. 변수 영향 분석	92

제7장 결론 및 향후 과제

1. 요약 및 결론	97
2. 향후 개선과제	100

부록

1. 구조변화 검정 방법론	107
2. 하이퍼파라미터 튜닝 결과	111
3. 사과 가격 예측모형 운영체계	113

참고문헌	115
------------	-----

제2장

〈표 2-1〉 사과 재배면적과 단수 동향	17
〈표 2-2〉 사과 지역별 재배면적 및 비중 추이	18
〈표 2-3〉 주산지 사과 유통시설 현황	22
〈표 2-4〉 사과 출하 시기별 도매가격 및 반입 비중(2020년 7월~2025년 6월) · 27	
〈표 2-5〉 2025년 POS 기준 사과 판매가격 및 판매량 동향	33
〈표 2-6〉 사과 명목가격 구조변화 검정 결과	39
〈표 2-7〉 사과 급등락 월별 분포	42

제3장

〈표 3-1〉 사과 월별 반입량, 평균 도매가격 실제값-예측값 비교	51
---	----

제4장

〈표 4-1〉 변수 정의 및 출처	55
〈표 4-2〉 기초통계량	57
〈표 4-3〉 추세 검정 결과	59
〈표 4-4〉 단위근 검정 결과	59
〈표 4-5〉 동학적 검정 결과	63
〈표 4-6〉 종속변수와 설명변수 관계	65
〈표 4-7〉 예측구조	71

제6장

〈표 6-1〉 모형별 예측력 비교	87
--------------------------	----

〈표 6-2〉 기존 모형과 예측력 비교(MAPE)	90
〈표 6-3〉 모형 간 DM 검정 결과	91
〈표 6-4〉 UCM 추정 결과	95

제7장

〈표 7-1〉 가격예측치 기반 수급 위기단계 구분 예시	104
--------------------------------------	-----

제1장

〈그림 1-1〉 사과 도매가격 및 반입 동향	2
--------------------------------	---

제2장

〈그림 2-1〉 사과 재배면적과 생산량 추이	16
〈그림 2-2〉 사과 품종별 재배면적 비중 추이	19
〈그림 2-3〉 사과 유통 구조(2024년)	20
〈그림 2-4〉 사과 농가 출하처 비중 변화	21
〈그림 2-5〉 사과 유통 비용 및 유통 비용 비중 추이	24
〈그림 2-6〉 사과 전국도매시장 반입량 및 비중 추이	25
〈그림 2-7〉 사과 전국도매시장 반입량	26
〈그림 2-8〉 사과 가락시장 반입량 및 가격 추이	26
〈그림 2-9〉 사과 품종별 반입량 및 도매가격 추이	28
〈그림 2-10〉 저장사과(10월~익년 6월 출하) 품종별 반입량 및 도매가격 추이 ·	29
〈그림 2-11〉 2024~2025년 가구부문 사과 월별 소비량 추이	31
〈그림 2-12〉 사과 도매가격 월별 시계열	35
〈그림 2-13〉 사과 도매가격 구조변화와 구간별 평균 가격	40
〈그림 2-14〉 사과 도매가격 추세와 변동성	41

제3장

〈그림 3-1〉 사과 가격 전망체계	46
---------------------------	----

제4장

〈그림 4-1〉 사과 도매가격 추세	59
〈그림 4-2〉 사과 도매가격 STL 분해 결과	61
〈그림 4-3〉 사과 도매가격 ACF와 PACF 결과	62

제5장

〈그림 5-1〉 TFT 기본 구조	79
〈그림 5-2〉 TiDE 기본 구조	80

제6장

〈그림 6-1〉 모형별 MAPE와 MDA 비교	88
〈그림 6-2〉 트리 계열 모델의 피쳐 중요도(SHAP)	93

제7장

〈그림 7-1〉 사과 가격예측치 기반 간이 위기단계 판정 예시	105
--	-----

1

서론

1. 연구의 필요성과 목적

1.1. 연구 배경 및 필요성

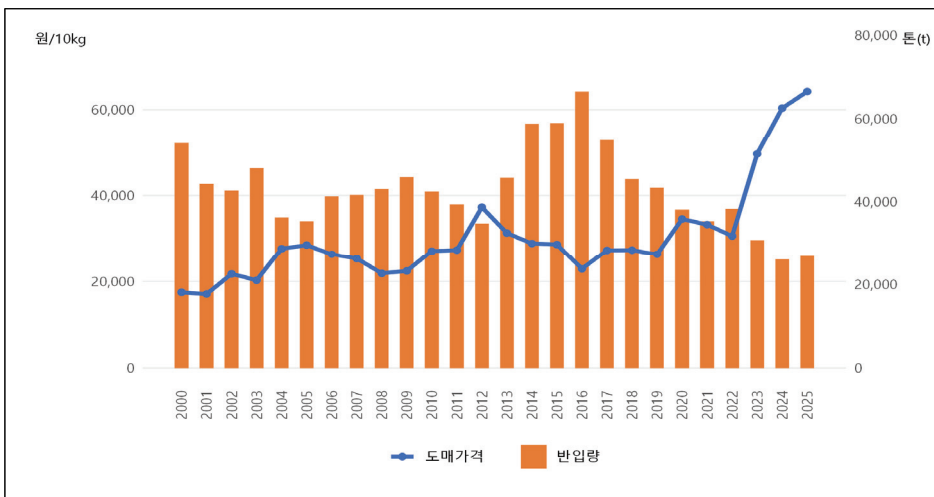
○ 사과는 국내 농업 생산액에서 많은 비중을 차지하고, 국내 과실류 중 생산·소비 측면에서 중요도가 높은 품목으로 명절 수요와 장바구니 물가 부담 논의에서 자주 언급되는 주요 과실임.

- 사과 생산액은 2024년 기준 단일 품목으로 농업 생산액에서 3.5%를 차지하고 있으며(2조 1,201억 원), 과실 생산액 기준으로는 27.2%의 비중으로 가장 큰 비중을 차지하는 품목임.
- 사과는 명절 수요에 대응한 수급 안정 대책에 지속 포함되고, 생산자 물가지수의 급등 관련 기사 보도 등 가격에 대한 관심도가 매우 높음. 이에 정부 측면에서도 생산 안정 지원, 가격 동향을 지속적으로 점검하고 있어 중단기 수급 및 가격 안정 측면에서 중요한 품목으로 분류할 수 있음.¹⁾

○ 최근 사과 가격은 기상재해, 생산량 변동, 저장량 감소, 출하 시기 변화 등 공급 측 요인과 명절 수요 등 계절적 요인이 복합적으로 작용하면서 변동성이 확대되고 있음. 특히 2023년산 사과는 개화기 저온, 서리, 우박 등 기상 피해로 생산량이 크게 감소하였고, 이에 따라 수확기뿐만 아니라 저장출하기 가격도 높은 수준을 보였음.

- 사과 가격 상승은 언론에서 ‘금사과’, ‘애플레이션’ 등의 표현으로 보도되는 등 사회적 관심이 높아졌으며, 정부 차원에서도 가격 안정과 국민 부담 완화를 위한 정책 대응이 추진되었음.

〈그림 1-1〉 사과 도매가격 및 반입 동향



주: 도매가격은 가락시장, 상품, 쓰가루(7~8월), 홍로(9~10월), 후지(11~6월) 기준임.
 자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.).

○ 사과는 타 과실류와 마찬가지로 재배면적이 일정 수준을 유지하더라도 기상 여건과 생육 상황에 따라 생산량과 품위가 크게 달라질 수 있는 품목임. 농림축산식품부도 최근 이상기후에 따른 사과 생산 불안정에 대응하기 위해 사과

1) 매일경제(2026. 1. 20.); 농림축산식품부 보도자료(2025. 7. 2., 2025. 3. 21.).

안정생산 추진방안을 마련하고, 생산량 확대와 생육관리 강화를 주요 과제로 제시하였음.

- 최근 5년간 사과 생산량은 2022년 566천 톤에서 2023년 394천 톤까지 크게 변동하였으며, 이러한 생산 불안정은 저장량, 반입량, 도매가격 변화로 이어질 수 있음.

○ 사과는 수확 이후 저장을 통해 장기간 출하되는 품목이므로, 당해연도 생산량 감소가 수확기 가격뿐만 아니라 익년 저장출하기 가격에도 영향을 미칠 수 있음. 또한 출하시기와 월별 대표 품종에 따라 가격 형성 구조가 상이하므로, 가격예측 과정에서 월별·출하시기별 특성을 반영할 필요가 있음.

- 7~8월에는 조생종, 9월에는 홍로, 10월에는 중생종, 11월부터 익년 6월까지는 후지계열 저장사과가 주로 출하되며, 수확기·단기 저장기·장기 저장기에 따라 반입량 비중과 평균 가격 수준이 다르게 나타남.

○ 최근 정부 정책에서도 사과 수급 안정과 가격지표 개선 필요성이 함께 제기되고 있음. 농림축산식품부는 2026년산 사과 안정생산 추진방안에서 적정 착과량 확보, 연중 생육관리 강화, 계약재배 및 지정출하 확대, 수급관리 체계 개선 등을 주요 과제로 제시하였음.

- 특히 기존 사과 수급정책의 도매가격 지표로 활용되는 가락시장 상품 가격은 산지 직거래 비중 증가 등에 따라 물량이 줄어들고 단기 변동성이 심화된 것으로 지적되었으며, 정부는 도매가격 기준을 중위가격 또는 평균 가격 기준으로 개편할 계획을 제시하였음.

○ 사과는 수입 대체가 단기간에 이루어지기 어려운 품목이므로, 국내 생산·저장·출하 여건 변화가 가격 형성에 미치는 영향이 상대적으로 크게 나타날 수 있음. 따라서 사과 가격 급등락 가능성을 사전에 점검하고 수급 상황 변화에

선제적으로 대응하기 위해서는 객관적이고 재현 가능한 가격예측모형의 중요성이 커지고 있음.

○ 현재 농업관측센터의 사과 가격 전망은 표본농가 조사, 모니터 조사, 저장업체 조사, 시장 조사 등 다양한 자료를 활용하여 이루어지고 있음. 또한 생산량, 저장량, 출하량 전망 결과와 도매시장 거래자료 등을 활용하여 반입량 및 도매가격 전망모형을 운용하고 있음.

- 다만 기존 반입량 및 가격 예측모형은 선형회귀 구조를 중심으로 구성되어 있어 모형 운용이 용이하고 해석이 직관적이라는 장점이 있으나, 최근과 같이 가격 수준, 반입량 변동, 품종 구성, 저장출하 여건이 변화하는 상황에서는 설명력과 예측력을 재검토할 필요가 있음.

○ 결론적으로 사과 가격은 생산량, 저장량, 반입량, 출하시기, 품종 전환, 명절 수요, 가격지표의 대표성 등 다양한 요인의 영향을 받아 형성되고 있음. 따라서 최근 가격 구조 변화와 수급 여건을 반영하여 기존 가격 전망체계를 보완하고, 예측결과를 수급관리 의사결정에 활용할 수 있는 사과 가격예측모형 구축이 필요함.

1.2. 연구 목적

○ 본 연구의 목적은 사과 가격의 시계열적 특성과 가격 형성 구조를 반영한 월별 사과 가격 예측모형을 비교·검증하여 예측력이 우수한 모형을 구축하는 것임.

- 첫째, 사과 수급 및 가격 동향, 출하시기별 가격 특성, 도매시장 반입량과 가격의 관계, 가격 수준의 구조변화 가능성을 검토하여 사과 가격예측모형 구축의 기초자료를 마련하고자 함.

- 둘째, 농업관측센터에서 운용 중인 기존 반입량 및 가격 예측모형의 구조와 활용 현황을 정리하고, 최근 사과 시장 여건 변화에 따른 보완 필요성을 검토하고자 함.
- 셋째, 기존 전망체계의 장점을 유지하면서 시계열 모형, 머신러닝 모형, 딥러닝 모형 등 다양한 예측기법을 적용하여 사과 가격예측모형의 개선 가능성을 비교·검증하고자 함.
- 넷째, 모형별 예측성능을 비교하여 예측력이 우수한 모형의 활용 가능성을 검토하고, 가격 변동 상황에 따라 단일모형 또는 복수 모형 결합 방식의 적용 가능성을 검토하고자 함.
- 다섯째, 구축된 가격예측모형을 통해 농업관측 정보의 정확성과 활용성을 높이고, 향후 사과 수급관리 의사결정과 위기단계 관리지표, 수급관리 매뉴얼 수립을 위한 기초자료를 제공하고자 함.

2. 연구 내용 및 방법

2.1. 연구 내용

- 본 연구는 사과 가격예측모형 개선을 위해 사과 수급 및 가격 변동 특성, 현행 가격 전망체계, 분석자료 및 변수 구성, 예측모형 구축, 예측력 평가 및 정책적 활용 가능성 검토를 중심으로 구성함.
- 제2장에서는 사과 수급 동향과 가격 변동 특성을 검토함.
 - 사과 재배면적, 성목면적, 단수, 생산량, 지역별·품종별 재배면적 변화 등

을 정리하여 최근 사과 생산 구조의 변화를 살펴봄.

- 도매시장 반입량과 도매가격의 관계, 출하시기별 가격 및 반입 비중, 품종별 반입량과 가격 흐름을 검토하여 사과 가격의 월별·계절적 특성을 파악함.
- 소비 동향과 명절 수요를 함께 살펴보고, 가격 변동성과 구조변화 분석을 통해 최근 사과 가격이 과거와 다른 가격 체제로 전환되었는지를 검토함.

○ 제3장에서는 농업관측센터의 사과 가격 전망체계와 기존 가격 전망치 산출 구조를 정리함.

- 표본농가 조사, 모니터 조사, 저장업체 조사, 시장 조사 등 사과 수급 전망에 활용되는 정보 수집 체계를 정리함.
- 기존 반입량 예측모형과 가격 예측모형의 구조, 활용 방식, 예측오차를 검토하고, 최근 사과 시장 여건 변화에 따른 보완 필요성을 살펴봄.

○ 제4장에서는 사과 가격예측모형 구축을 위한 분석자료와 변수를 구성함.

- 사과 가격, 반입량, 저장·출하 구조, 기상 요인, 계절성, 명절 효과 등 가격 형성에 영향을 미칠 수 있는 자료를 수집·정리함.
- 탐색적 데이터 분석을 통해 가격 시계열의 추세, 정상성, 계절성, 자기상관, 비선형성 등 자료의 특성을 검토하고, 모형 구축에 활용할 변수를 설정함.

○ 제5장에서는 구축된 자료를 바탕으로 사과 가격예측모형의 구조와 학습·평가 체계를 제시함.

- 기준모형, 시계열 모형, 트리 계열 모형, 딥러닝 모형 등 다양한 예측모형의 기본 구조와 예측 절차를 설명함.
- 모형별 학습 과정, 하이퍼파라미터 최적화, 예측력 평가 방식 등을 정리함

여 모형 간 비교가 가능하도록 분석체계를 구성함.

- 제6장에서는 사과 가격예측모형의 구축 결과와 예측력 평가 결과를 제시함.
 - 테스트 자료를 활용하여 모형별 예측치를 산출하고, 기존 예측모형과의 비교를 통해 예측력 개선 여부를 검토함.
 - 예측오차 지표와 방향 예측 정확도를 함께 살펴보고, 해석 가능한 모형에 대해서는 주요 변수의 영향과 경제적 의미를 검토함.
- 제7장에서는 연구결과를 요약하고 향후 개선과제를 제시함.
 - 사과 가격예측모형 구축 결과와 주요 시사점을 정리하고, 모형 구축 과정에서 한계와 향후 보완 방향을 제시함.
 - 가격예측치를 활용한 위기단계 관리지표와 사과 수급관리 매뉴얼 구축 가능성을 검토하여 예측결과의 정책적 활용 방향을 제시함.

2.2. 연구 방법

- 본 연구는 문헌 및 정책자료 검토, 수급·가격자료 분석, 구조변화 검정, 기존 전망체계 검토, 예측모형 구축 및 예측력 평가의 절차로 수행함.
- 먼저, 국내외 농산물 가격 예측 관련 선행연구와 사과 수급 관련 정책자료를 검토함.
 - 농산물 가격 예측모형, 머신러닝·딥러닝 기반 예측모형, 예측력 비교 및 평가 관련 연구를 검토하고, 사과 가격예측모형 개선을 위한 분석 방향을 설정함.

- 다음으로, 사과 가격 및 수급자료를 구축하고 기초 동향을 분석함.
 - 가격자료는 월별 사과 도매가격을 중심으로 정리하고, 반입량, 생산량, 저장·출하 구조, 품종별 출하 특성, 기상요인, 명절효과 등 가격 형성에 영향을 미칠 수 있는 자료를 함께 검토함.
 - 사과 수급 동향, 품종별 출하시기, 도매시장 반입량과 가격의 관계를 분석하여 월별 가격예측에 필요한 기초자료를 구축함.
- 가격 변동성 분석에서는 월별 가격 시계열을 이용하여 가격 수준의 구조변화 여부를 검정함.
 - 구조변화 검정과 시계열 특성 분석을 통해 최근 사과 가격이 과거와 다른 가격 체제로 전환되었는지 검토하고, 예측모형 구축 시 고려해야 할 자료 특성을 도출함.
- 예측체계 검토에서는 농업관측센터의 사과 가격 전망 절차와 기존 반입량·가격 예측모형을 정리함.
 - 기존 모형의 설명변수, 산출 구조, 예측오차를 검토하고, 신규 예측모형 구축의 필요성을 도출함.
- 예측모형 분석에서는 기존 관측모형을 기준으로 통계적 시계열 모형, 트리 계열 모형, 딥러닝 모형 등 다양한 예측기법을 적용하여 다중 예측체계를 구축함.
 - 사과 가격의 지속성, 반입량 변화, 저장·출하 구조, 기상요인, 계절성, 명절효과 등을 가격 결정 구조에 반영하고, 모형별 예측성과를 비교함.
 - 모형별 예측력은 실제가격과 예측 가격의 차이를 기준으로 평가하며, RMSE, MAE, MAPE 등 수준 예측 지표와 가격 등락 방향 예측 지표를 함께 검토함.

○ 마지막으로, 예측치의 수급관리 활용 가능성을 검토함.

- 가격예측치를 과거 가격자료에 기반한 위기단계 기준과 연계하여 향후 가격 상승 또는 하락 위험을 사전에 점검할 수 있는지 검토하고, 사과 수급관리 매뉴얼 구축을 위한 기초자료로 활용 가능성을 제시함.

3. 선행연구 검토 및 차별성

3.1. 농산물 가격 예측 방법론 관련 연구

○ 농산물 대상으로 가격을 예측한 연구는 주로 시계열 패턴에 기반한 계량경제 모형을 중심으로 발전하였음.

- McIntosh & Bessler(1988)는 미국 돼지 가격 예측을 위해 베이지안 접근법을 이용하였음. 기존 시계열 모형에 사전 확률을 결합해 예측오차를 줄일 수 있음을 시사함.
- Allen(1994)은 기존 농산물 가격 예측은 단일 방정식이나 연립방정식 형태를 이용하였으나 실증분석 결과 구조적 모델링보다는 VAR 같은 시계열 모형이 예측력이 우수함을 보였음. 또한, 개별 모형 예측보다는 여러 예측 모형의 결과로 결합하는 것이 높은 예측력을 확보할 수 있다고 함.
- 이용선 외(2006)는 배추, 무, 사과, 배 등 10개의 주요 청과물 가격 변동을 ARIMA, GARCH, VAR 등으로 예측하여 비교 분석하였음. 사과는 추석 시기에 가격이 평년보다 10~20% 상승하는 명절 효과를 확인하였고, 사과와 배 가격 변수를 결합한 VAR 모형의 예측력이 향상되는 것을 제시함.
- 최병옥·최익창(2007)은 오이, 토마토, 호박류에 대한 6가지 품목에 대해

VAR, ARIMA, ARIMA-GARCH 등으로 예측력을 비교하여 VAR보다는 ARIMA 모형이 더 성능이 좋은 것을 입증하였고, 품목별 생산 대체 요인보다는 자체 가격 변동 패턴이 중요함을 확인함.

○ 이후 인공지능 기법들이 개발되고 분석환경이 확보되면서 데이터의 비선형성과 복잡한 패턴을 학습한 가격 예측모형의 연구가 활발히 시도되었음.

- 신성호 외(2018)와 Rana et al.(2024)은 농산물 가격에 대해 기존 회귀모형이나 시계열 모형과 LSTM, 랜덤포레스트 등의 머신러닝 모델들을 비교하여 머신러닝 기반 모델의 우수함을 입증하였음.
- 정대호·조영일(2022)은 LSTM 기법을 이용하여 하이퍼파라미터 최적화 단계를 제시하면서 높은 도매가격 예측 모델을 제시하였음.
- 이규혁 외(2024)는 LSTM에서 발전된 Bi-LSTM과 Transformer를 결합한 모델을 제안하여 LSTM보다 높은 예측력 향상을 나타냄을 분석하였고, 이는 발전된 기법의 활용이 필요함을 확인할 수 있음.

3.2. 예측력 향상을 위한 가격 결정요인 관련 연구

○ 한편, 단일 가격 예측보다는 기상 정보와 거시 경제 변수 활용을 활용하거나 다단계 예측 전략을 결합한 연구들도 진행되었음.

- 서교·이정재(2004)는 거미집 이론에 기반한 $AR(1)$ 로 저장성이 높은 마늘과 낮은 배추의 출하모형을 추정하여, 농산물의 저장성이 수급 조절과 가격 예측에 중요한 요인임을 확인하였음.
- Gouel(2010)은 글로벌 농산물 가격의 불안정성 원인을 파악하기 위해 기상 충격, 글로벌 재고 수준 변화 등 복합적 거시 요인을 고려하였고, 가격에

미치는 효과를 분석함.

- Gargano & Timmermann(2014)은 1947년부터 2010년까지 상품 현물 가격 지수 예측을 진행하였고, 인플레이션과 통화량 등의 거시 요인이 중장기 농산물 가격에 중요한 영향을 끼치는 것을 규명하였음.
- Wani et al.(2015)은 2005~2013년의 3개의 사과 품종의 등급별 주간 도매가격을 대상으로 공적분 분석을 시도하였음. 생육 환경에 영향을 끼치는 기상 자료와 지역 수급 상황이 가격 결정에 유의한 변수임을 확인함.
- 남국현·최영찬(2015)와 Gu et al.(2022)은 기상 변수나 생산량 변수 또는 생산량에 따른 동적 주산지 기상 정보를 활용하였을 때 예측력이 향상됨을 제시하였음.
- Ahumada & Cornejo(2016)는 옥수수, 대두, 밀의 가격을 예측하였고, 2008~2014년의 데이터를 활용함. 원자재 시장에서 유가와 환율 등 거시 경제 변수 등이 중장기 가격 변동의 예측력에 기여하는 것으로 나타남.
- Muhammad Aamir(2017)은 부패하기 쉬운 토마토를 대상으로 가격 결정 요인을 분석하였음. 연립방정식 형태로 수확량 방정식, 역수요방정식 등을 활용하였고, 기후 조건과 인플레이션, 유통 구조 등이 비선형적 영향을 나타내는 것을 확인함.
- 김종진 외(2017)는 한국농촌경제연구원에서 운영 중인 수확기 쌀 가격 예측모형에 체계적 측정오류와 유통 상인의 심리적 요인 등을 보완하는 형식으로 쌀 가격 예측 모델을 구축하였음. 이를 통해 예측력이 개선되어 두 요인의 중요성을 제시함.
- 오승원·김민수(2017)는 2006~2014년의 양파 생산량 자료를 이용해 주산지 공간정보를 활용한 STARMA, 지역별 상관성을 고려한 VAR, 지역별 상관성과 기상정보를 활용한 VAR-X로 생산량 예측 모델을 구축함. 노지 재배인 양파의 경우 기상 정보를 이용한 VAR-X가 예측력이 좋았지만 적합

도 측면에서는 STARMA가 우수하여 공간정보 활용의 필요성을 시사함.

- Adjemain et al.(2020)은 미국 옥수수과 콩 예측을 위해 밀도기반 예측 방식을 적용하였고, 후향적(Backward-Looking), 전향적(Forward-Looking), 복합적(Composite) 접근 방식으로 시도하였음. 이를 통해 단일 전망보다는 이러한 불확실성을 반영한 모델이 예측력 개선함을 보였음.
- Gu et al.(2022)은 무와 배추를 대상으로 가격 예측을 DIA-LSTM(Dual Input Attention LSTM) 알고리즘을 활용하여 진행함. 이때, 일괄적인 주산지 정보가 아닌 동적 주산지 기상 정보를 활용해 예측력을 개선하였음.
- Nayak et al.(2024)은 인도의 토마토와 양파, 감자 가격 예측을 위해 NBEATSX와 TransformerX를 중심으로 하고 비교 모델로 ARIMAX, MLR, ANN, XGBoost 등을 선정하여 예측력을 비교함. 강수량과 기온 등의 기상 정보를 외생변수로 추가해 가격과 기상 간 관계를 모델링해서 예측력을 개선함.
- Rana et al.(2024)은 파키스탄 베하리 지역의 시금치 가격 예측을 위해 빅데이터 프레임 워크인 Apache Spark를 이용하였음. 변수로 강수량, 풍속 등의 기상 정보와 토양 수분 변수 등을 활용하였고, LSTM이 RF나 ARIMA 등보다 예측력이 우수한 것을 확인함.
- 윤민정 외(2024)는 가격 예측에 있어서 기상 변수 외에 통화량(M2), 소비자물가지수, 경제불확실성지수 등 거시변수를 고려한 GRU 모델을 개발하였고, 거시경제 변수를 포함했을 때 예측 성능이 올라간다는 것을 시사하였음.
- 변수의 구성 외에 예측 전략을 통한 예측력 향상 방법도 제시한 연구도 있는데, 박종현 외(2023)는 중장기 예측을 위해 다단계 시계열 예측을 비교하였고, 개별 시점과 재귀적 방식을 결합한 하이브리드 전략이 중장기 가격 예측에 효과적임을 입증하였음.

○ 최근에는 머신러닝 기반 모델의 활용에 대해 ‘블랙박스’ 문제를 제기하면서 전통적 계량경제모형에 비교할 수 있는 머신러닝 모델의 판단 근거나 변수의 설명가능성을 제시하거나 여러 모델을 결합하여 예측치를 산출하는 앙상블 전략 등이 주목받음.

- Yoon et al.(2025)은 12년간 가격과 기상자료를 이용해 시간 지연(Time delay)을 LSTM으로 예측하였고, 가격 예측에 변수들의 영향을 확인하기 위해 SHAP 기법을 활용하였음. 예측과 더불어 예측에 중요한 영향을 끼친 변수 중요도를 확인함으로써 어떤 변수가 가격 예측에 중요했는지를 확인하였음.

- 박예준 외(2025)는 TFT(Temporal Fusion Transformer)를 통해 농산물 가격 예측뿐만 아니라 변수 선택 네트워크(VSN)로 가격 결정에 영향을 미치는 변수들의 기여도를 정량적으로 분석하여 블랙박스 문제를 해소하고자 하였음.

- 한은수 외(2025)는 개별 모형의 단점을 보완하고자 예측 조합 방식을 적용하였고, 농산물 가격에 대해서 단일모형보다 조합된 예측치가 상대적으로 우수함을 증명함.

3.3. 선행연구와의 차별성

○ 다수의 선행연구는 가격 수준 예측 정확도 개선과 모형 간 예측력 비교에 초점을 두고 있음. 본 연구는 수준 예측뿐만 아니라 가격 상승·하락 방향 예측도 함께 평가하여 예측성과를 다각적으로 검토하고자 함.

○ 선행연구들은 가격 예측을 위해 공급량이나 기상, 소비 요인을 고려하고 추가

로 공간적 특징이나 거시경제 변수를 활용하여 예측력을 도모하였음. 본 연구에서는 이론적인 가격 결정 요인과 더불어 사과 품목의 저장·출하되는 특징을 고려하여 예측을 고도화하고자 함.

- 사과는 저장을 통해 장기간 출하되는 품목이나, 월별 저장재고와 출하전략을 직접 관측할 수 있는 연속 통계가 제한적임. 이에 본 연구는 저장수익률과 저장재고비용 추세 대리 변수를 구성하여 저장·출하 의사결정이 가격 형성에 미치는 영향을 간접적으로 반영하고자 함.

○ 기상변수를 시계열 형태로 단순 투입하거나 다중공선성 변수를 기계적으로 제거하는 기존 접근과 달리 본 연구에서는 품종별 생육단계에 맞게 변수를 재구성하거나 매칭해 통계적 문제를 회피하면서 작황 정보를 보존하고자 함.

- 예측하고자 하는 사과 가격은 각 시기별로 품종이 다르기 때문에 변수 구성도 일반적인 시계열을 그대로 활용하기보다는 파생 또는 재가공함으로써 품종 예측에 맞는 흐름으로 구성함.

○ 향후 실제 운용 목표에 맞게 관측 가능한 데이터를 바탕으로 예측하도록 구성하였고, 데이터 누수(data leakage)를 차단하고, 통계 시계열, 트리 계열, 최신 딥러닝 모형을 도입해 다양한 예측 채널로 사과 가격을 예측하도록 함.

2

사과 수급 동향과 가격 변동 특성

1. 생산 및 출하 동향²⁾

○ 사과 재배면적은 국가데이터처에 따르면 2010년 3만 992ha에서 2017년 3만 3,601ha까지 증가하였음. 이후 고령화, 노목 폐원지원사업, 과수화상병 등으로 2020년 3만 1,600ha까지 감소하였으나, 2021년 이후 평년 수준인 3만 3,800ha 내외를 유지하고 있음.

- 최근 과수고품질시설 현대화사업, 품종갱신 사업, 우리품종과원조성 사업, 대체품종 보급 사업 등 지자체의 다양한 지원사업이 시행되면서 품종 전환 및 갱신이 활발하게 이루어지고 있음.
- 이에 따라 유목면적은 증가하고 성목면적은 감소하고 있으며, 평년 기준 유목면적 비중은 26.8%, 성목면적 비중은 73.4%임.

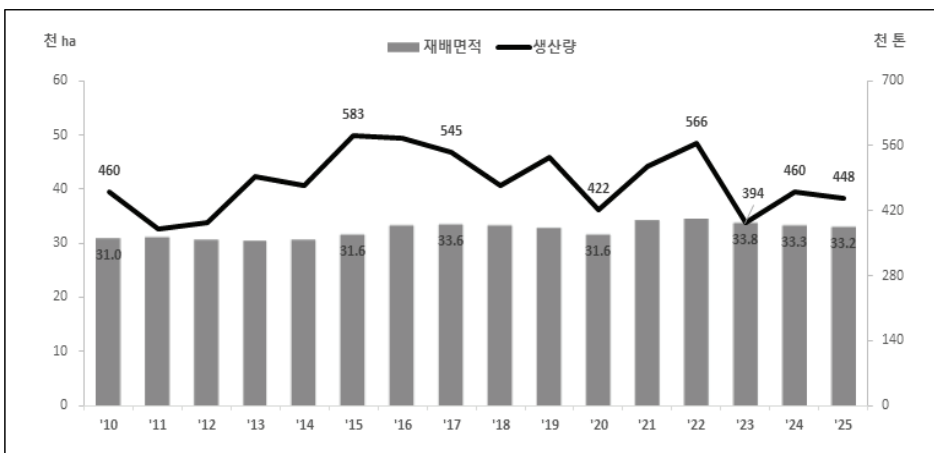
²⁾ 생산 및 출하 동향은 한국농촌경제연구원(2026), '농업전망 2026'의 "과일 수급 동향 및 전망" 일부를 발췌하여 최신 자료로 보완하였음.

○ 사과 성목 단수는 2010~2025년 동안 연도별 변동폭이 크게 나타났으나, 장기적으로는 완만한 감소 추세를 보이고 있음. 2015년에 약 2,654kg/10a로 최고치를 기록한 이후 감소세가 이어짐.

- 2023년에는 저온 피해 등으로 1,598kg/10a까지 감소했다가 2024~2025년에는 소폭 회복하는 모습을 보였음. 단수는 저온, 태풍, 고온, 가뭄, 우박과 같은 이상 기상이나 병충해 발생 여부에 따라 변동성이 크게 나타남.

○ 사과 생산량은 매년 기상 상황에 따른 단수 변화와 성목면적 변화에 따라 증감을 반복하고 있음. 성목면적은 2010년 대비로는 증가한 수준이나, 2021년 이후에는 감소하는 흐름을 보이고 있음. 단수는 감소 추세로 생산량은 2010년 이후 비슷한 수준을 유지하고 있으며 평년 기준 46만 6천 톤임. 2015년, 2022년 생산량은 기상 여건이 양호하여 전년 대비 큰 폭으로 증가하였으나, 2020년은 개화기 저온 및 태풍 피해로, 2023년은 개화기 저온 피해와 여름철 잦은 강우로 전년 대비 감소하였음.

〈그림 2-1〉 사과 재배면적과 생산량 추이



자료: 국가데이터처(2026. 7. 16.).

○ 2025년 사과 재배면적은 전년과 비슷한 3만 3,212ha였으며, 생산량은 전년 대비 2.6% 감소한 44만 8천 톤이었음. 병해충 발생은 적었으나, 여름철 고온과 강수량 부족으로 과비대(크기)가 원활하지 못하였음.

- 봄철 저온 피해로 동녹(과피가 매끈하지 않고 쇠에 녹이 낀 것처럼 거칠어 지는 생리장해) 발생이 늘어 비상품과 비중이 높고 여름철 지속된 고온으로 일소(햇별 데임) 등 생리장해 발생이 증가하였음. 또한, 수확기 잦은 비로 일조량이 감소하여 착색이 부진하였음.

〈표 2-1〉 사과 재배면적과 단수 동향

단위: 천 ha, kg/10a, 천 톤

구분	2010	2015	2020	2021	2022	2023	2024	2025
재배면적	31.0	31.6	31.6	34.4	34.6	33.8	33.3	33.2
성목면적	20.6	22.0	23.3	26.3	25.8	24.7	24.1	23.2
유목면적	10.4	9.7	8.3	8.1	8.8	9.1	9.2	10.0
성목단수	2,236	2,654	1,809	1,962	2,197	1,598	1,911	1,932
생산량	460	583	422	516	566	394	460	448

자료: 국가데이터처(2026. 7. 16.).

○ 지역별로 살펴보면, 강원 재배면적은 기후 변화로 인한 재배지 북상과 지자체 지원사업 영향으로 신규 과원이 늘면서 매년 꾸준히 증가하고 있음. 2025년 재배면적은 전년 대비 11.7% 증가한 1,953ha였으며, 전체 재배면적의 5.9%를 차지하였음.

○ 호남 재배면적은 무주·장수군 고랭지를 중심으로 과원이 늘면서 2019년까지 증가하는 추세였으나, 이후 고온, 집중호우 등 잦은 기상 여건 변화로 경작의 어려움이 커 감소세로 전환되었음. 2025년 재배면적은 전년 대비 1.4% 감소한 2,450ha이며, 재배 비중은 7.4%이었음.

○ 충청 재배면적은 도시화, 과수화상병 발생 등으로 감소하는 추세이나, 재배

비중은 15% 내외를 유지하고 있음. 2025년 재배면적은 5,037ha로 전년 대비 1.9% 감소하였음. 경기 재배면적은 최근 5년간 감소하는 추세이며, 2025년 재배면적은 전년 대비 7.2% 감소한 490ha이었음.

- 영남 재배면적은 농가 고령화와 경영비 상승으로 최근 5년 동안 감소추세이나, 재배 비중은 70%를 유지하고 있음. 2025년 재배면적은 봄철 산불 피해 등으로 전년 대비 0.6% 감소한 2만 3,282ha이었음.

〈표 2-2〉 사과 지역별 재배면적 및 비중 추이

단위: ha, %

구분	2015	2020	2023	2024	2025
강원	721	1,124	1,679	1,748	1,953
	2.3	3.6	5.0	5.2	5.9
경기	354	374	495	528	490
	1.1	1.2	1.5	1.6	1.5
충청	5,271	4,954	5,207	5,132	5,037
	16.7	15.7	15.4	15.4	15.2
호남	2,512	3,015	2,470	2,484	2,450
	7.9	9.5	7.3	7.5	7.4
영남	22,762	22,131	23,937	23,422	23,282
	72.0	70.0	70.8	70.3	70.1

자료: 국가데이터처(2026. 7. 16.).

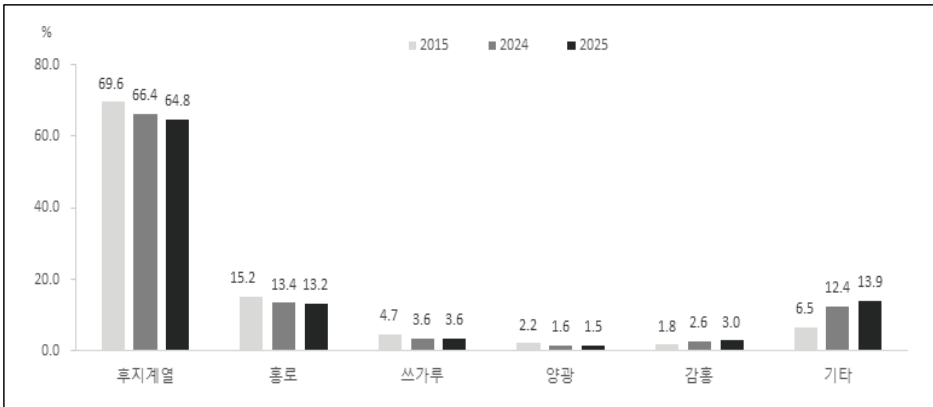
- 품종별 재배면적 비중은 쓰가루, 홍로, 양광, 후지계열은 감소하는 추세이나, 감홍, 기타품종은 증가하고 있음. 사과 품종은 착색이 필요 없어 노동력이 절감되거나, 가격이 높은 품종으로 전환되는 추세임.

- 쓰가루는 숙기가 빠르고 가격이 높은 썸머킹 등으로 품종 전환되어 비중이 줄고, 홍로·양광·후지계열은 착색 등 관리의 어려움으로 비중이 감소하고 있음.
- 반면, 감홍은 소비자 선호가 높아 비중이 증가하고 있으며, 기타품종 비중

도 홍로·양광·후지계열에서 품종 전환이 이루어져 증가하고 있음.

- 2025년 품종별 재배면적 비중은 후지계열 64.8%, 홍로 13.2%, 쓰가루 3.6%, 감홍 3.0%, 양광 1.5%, 기타품종 13.9%로 추정됨.

〈그림 2-2〉 사과 품종별 재배면적 비중 추이



자료: 농업관측센터 추정치 결과.

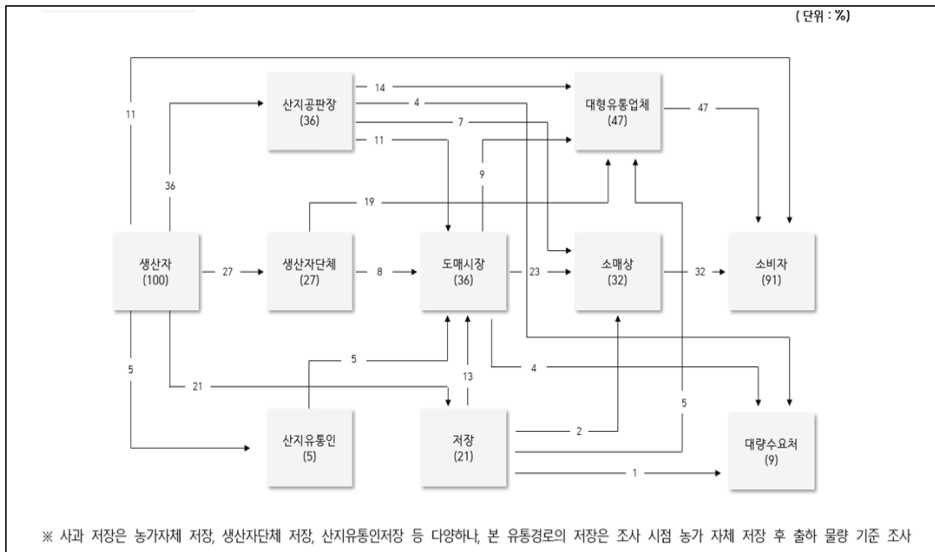
- 사과 유통 구조는 크게 산지 단계와 도·소매 단계로 구분할 수 있음. 산지 단계에서는 산지공판장, 생산자단체, 산지유통인 등이 주요 유통 주체로 참여하고 있으며, 거래 비중은 산지공판장이 36.0%로 가장 높고, 생산자단체가 27.0%, 산지유통인이 5.0%를 차지하는 것으로 나타남. 이는 산지공판장과 생산자단체를 중심으로 산지 유통이 이루어지고 있음을 보여줌.

- 산지공판장에서 거래된 사과는 대형유통업체, 도매시장, 소매상 및 대량수요처 등으로 분산 유통되고 있음. 생산자단체의 출하 물량은 주로 대형유통업체와 도매시장을 중심으로 거래되고 있으며, 산지유통인을 통해 거래되는 물량도 대부분 도매시장으로 유입되는 구조를 보이고 있음.
- 도·소매 유통 단계별 거래 비중은 대형유통업체가 47.0%로 가장 높은 비

중을 차지하였으며, 도매시장 36.0%, 소매상 32.0% 순으로 나타남. 이러한 결과는 최근 사과 유통이 대형유통업체 중심으로 확대되는 가운데, 도매시장 또한 여전히 중요한 유통경로로 기능하고 있음을 보여줌.

- 산지 및 도·소매 단계를 거친 사과는 최종적으로 일반 소비자와 대량수요처로 유통되고 있음. 최종 유통 비중은 일반 소비자가 91.0%로 대부분을 차지하고 있으며, 학교·기업·외식업체 등 대량수요처로 유통되는 비중은 9.0% 수준으로 나타남. 국내 사과 유통은 가계 소비를 중심으로 형성되어 있으며, 소비자 수요 변화가 유통 및 가격 형성에 큰 영향을 미치는 구조를 보이고 있음.

〈그림 2-3〉 사과 유통 구조(2024년)

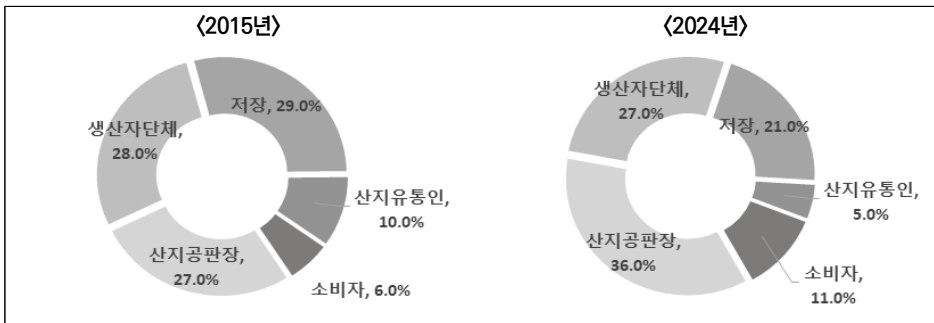


자료: 농산물유통정보(KAMIS) 2024년 유통실태 종합(2026. 7. 20.).

- 사과 농가의 출하처 비중은 직접 저장과 산지유통인으로 출하가 감소하면서 산지공판장이 증가하였음. 생산자단체로의 출하는 비슷한 수준을 유지하고 있으며, 소비자 직거래 비중도 증가하였음.

- 농가 고령화, 저장 비용 상승 등으로 농가 직접 저장·출하 비중이 감소하고, 포장, 선별, 운송 등이 필요 없는 안동 산지공판장으로의 출하가 증가하고 있음.
- 2024년 출하처 비중은 산지공판장 36.0%, 생산자단체 27.0%, 저장 21.0%, 소비자 11.0%, 산지유통인 5.0%이었음.

〈그림 2-4〉 사과 농가 출하처 비중 변화



자료: 농산물유통정보(KAMIS) 2024년 유통실태 종합(2026. 7. 20.).

- 생산자단체의 형태는 지역농협, 영농조합법인 등이며 출하대행, 시장정보제공, 계통출하유도, 영농자재 공급, 산지유통시설(공판장, 산지유통센터 등)의 개설 및 운영, 수출대행, 가공품 생산 등의 역할을 하고 있음.
- 주요 사과 농산물유통센터(Agricultural Products Processing Center: APC)로는 영주거점APC, 청송사과유통공사, 의성거점APC, 안동거점APC, 충주거점APC가 있음.
- 산지공판장 중에서는 안동 농산물도매시장이 산지집하식 경매장 중 가장 규모가 크고, 거래가격은 전국 사과 거래의 기준 가격이 되고 있음.

〈표 2-3〉 주산지 사과 유통시설 현황

구분	영주	청송	안동	의성	충주
도매시장	○		○		○
농협공판장	○		○	○	
민간공판장	○		○	○	
APC	○	○	○	○	○

자료: 농산물유통정보(KAMIS) 2024년 유통실태 종합(2026. 7. 20.).

- 산지유통인의 형태는 전문 산지유통인 또는 개인청과에 소속된 중개인, 산지 공판장이나 도매시장 소속 중도매인 등이며, 농가 대상으로 사과를 직접 구매하거나 개인청과 경매에 참가하여 낙찰받아 도매시장, 산지공판장, 대형유통업체, 가공공장 등에 납품함.
- 농가마다 소규모 간이저장시설은 대부분 갖추고 있으며, 유통업자와 산지농협은 대규모 저온저장시설을 보유하여 연중 출하시스템으로 운영됨. 저장사과는 주로 명절용 또는 선물용에 적합한 대과 위주로 저장하고 수확기에는 주로 중·소과 위주로 유통함.
- 소비지 단계의 주요 유통 주체는 도매상, 소매상, 대형유통업체 등으로 구성되어 있으며, 이들은 산지에서 출하된 사과를 최종 소비시장으로 연결하는 역할을 수행하고 있음.
- 대표적인 소비지 도매시장인 가락동 농수산물도매시장은 국내 최대 규모의 농산물 유통 거점으로, 사과의 소비지 가격 형성과 물량 배분에서 중요한 역할을 담당하고 있음. 가락시장에 반입된 사과는 하차 후 품종, 품위 및 과실 크기 등에 따라 구분되며, 전자식 경매 방식을 통해 거래가 이루어지고 있음.
 - 가락시장에서 과일류를 취급하는 중도매인은 약 400명에 이르며, 이들은 경매를 통해 물량을 확보한 후 소매상, 대형유통업체, 대량수요처 등 다양한 유통경로로 사과를 공급하고 있음.

- 따라서 가락시장은 단순한 거래 장소를 넘어, 소비지 단계에서 사과와 기준가격 형성과 유통 물량 배분이 이루어지는 핵심 거점으로 볼 수 있음.

○ 소매상은 소비자와 직접 접촉하는 최종 판매 채널로, 중소형마트, 과일전문소매상, 대형마트, 백화점, 슈퍼마켓, 노점상 등으로 구성되어 있음. 이들 소매채널은 유통 주체의 규모와 거래 방식에 따라 사과 조달 구조가 다르게 나타남.

- 과일전문소매상과 일반 소매업체는 주로 도매시장의 중도매인을 통해 사과를 조달하는 구조임.
- 반면 대형마트 등 대형유통업체는 산지 생산자단체, 산지유통센터(APC), 산지공판장 등과의 직거래를 통해 물량을 확보하는 비중이 상대적으로 높음.
- 이러한 조달 방식의 차이는 유통 단계 축소, 비용 절감, 안정적 물량 확보 등 유통 주체별 운영 전략의 차이를 반영함.

○ 대형유통업체는 하나로마트, 롯데마트, 이마트 등으로 구성되어 있으며, 국내 사과 유통에서 중요한 판매 채널로 기능하고 있음. 이들 업체는 안정적인 물량 확보와 품질 관리를 위해 도매시장뿐만 아니라 산지와 직접 거래도 적극 활용하고 있음.

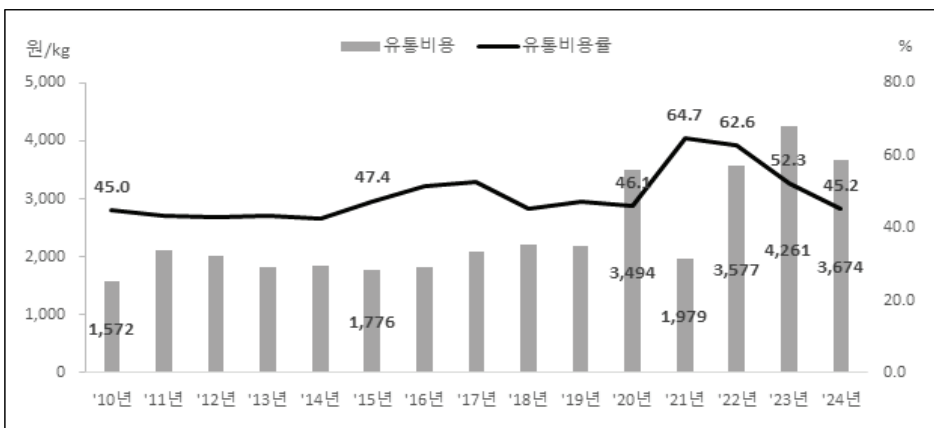
- 주요 조달처는 지역농협 산지유통센터(APC), 산지공판장, 도매시장, 벤더업체 등으로 다양함.
- 판매가격은 가락시장 경락가격, 산지공판장 거래가격, 전국 APC 수매가격, 전년도 평균 가격 등 시장가격 정보를 종합적으로 고려하여 결정됨.
- 또한 시장 수급 상황과 소비 동향도 가격 결정에 반영되고 있음.
- 납품업체를 통해 조달된 사과는 각 유통업체의 물류센터로 집하된 후 전국 각 지역의 점포로 배송되며, 최종적으로 소비자에게 판매됨.

○ 사과의 유통비용은 2010년 1,572원/kg에서 2024년 3,674원/kg으로 증가하여 장기적으로 상승하는 추세를 보이고 있음. 2023년에는 4,261원/kg으로 분석기간 중 가장 높은 수준을 기록하였음.

- 사과 생산량 감소에 따른 가격 상승이 나타난 2020년과 2022~2024년에는 유통비용도 함께 증가하는 경향을 보였음. 유통비용 구성 항목을 살펴보면, 직·간접비의 증가 폭은 제한적인 반면 유통 단계의 이윤이 크게 확대된 것으로 나타나, 최근 유통비용 상승은 비용 증가보다 유통 마진 확대의 영향이 상대적으로 컸던 것으로 분석됨.

○ 유통비용률은 2010년 45.0%에서 2020년 46.1%로 비슷한 수준을 유지하다가 2021년 64.7%로 급등하였으며, 이후 2024년에는 45.2%로 하락하여 과거 평균 수준으로 회귀하는 모습을 보였음. 이는 시기별 산지가격 및 소비자 가격 변동과 함께 물류비·인건비 등 유통단계 비용의 변화가 복합적으로 작용한 결과로 판단됨.

〈그림 2-5〉 사과 유통 비용 및 유통 비용 비중 추이

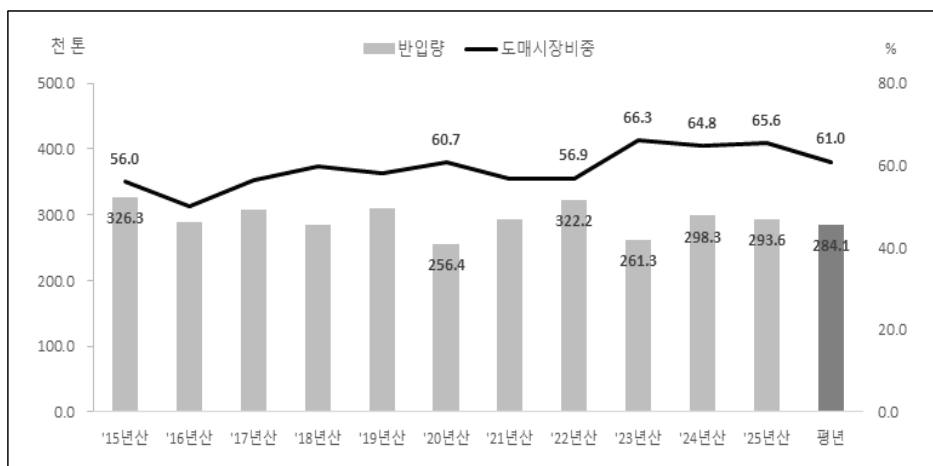


자료: 농산물유통정보(KAMIS) 2024년 유통실태 종합(2026. 7. 20.).

2. 가격 및 반입량 동향

- 사과 전국도매시장 반입량은 평년 기준 생산량의 약 61.0%이며, 최근 3년간 사과 가격이 높게 형성되면서 도매시장 반입 비중이 증가하였음.

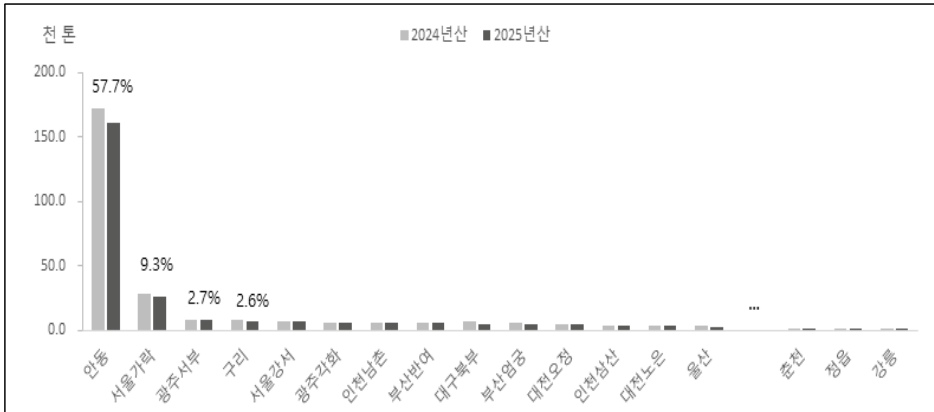
〈그림 2-6〉 사과 전국도매시장 반입량 및 비중 추이



자료: 농넷(2026. 7. 20.).

- 전국 32개 공영도매시장 중 안동도매시장 반입 비중이 57.7%로 가장 크고, 서울가락시장 9.3%, 광주서부도매시장 2.7%를 차지하고 있음.
- 농가의 출하 편의성 때문에 안동도매시장 출하 비중이 매우 높음.

〈그림 2-7〉 사과 전국도매시장 반입량

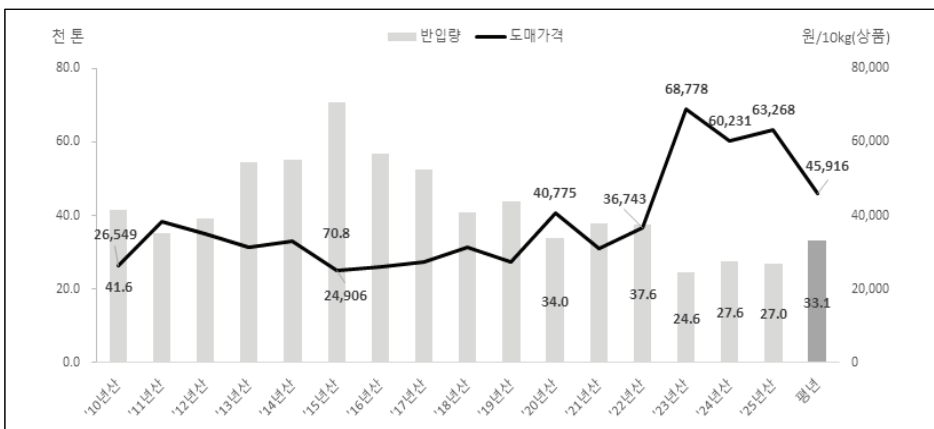


자료: 농넷(2026. 7. 20.).

○ 사과 가락시장 반입량은 생산량 변화에 따라 매년 증감을 보이고 있으며, 도매가격은 반입량에 따라 등락을 보임. 2023년산은 생산량이 줄면서 반입량이 전년 대비 34.6% 감소하였고 가격은 87.2% 상승하였음.

- 이후 반입량이 이전 수준으로 회복하지 못하면서 도매가격도 높은 수준을 유지하고 있음.

〈그림 2-8〉 사과 가락시장 반입량 및 가격 추이



자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.).

- 출하 시기별 반입 비중은 지난 5년간 수확기(7~11월) 48.7%, 단기 저장기(12월~익년 3월) 32.9%, 장기 저장기(18.4%) 순이었음. 출하시기별 평균 가격은 수확기 44,525원/10kg, 단기 저장기 48,256원/10kg, 장기 저장기 51,533원 순으로 저장기간이 길어질수록 가격이 높게 형성됨.

〈표 2-4〉 사과 출하 시기별 도매가격 및 반입 비중(2020년 7월~2025년 6월)

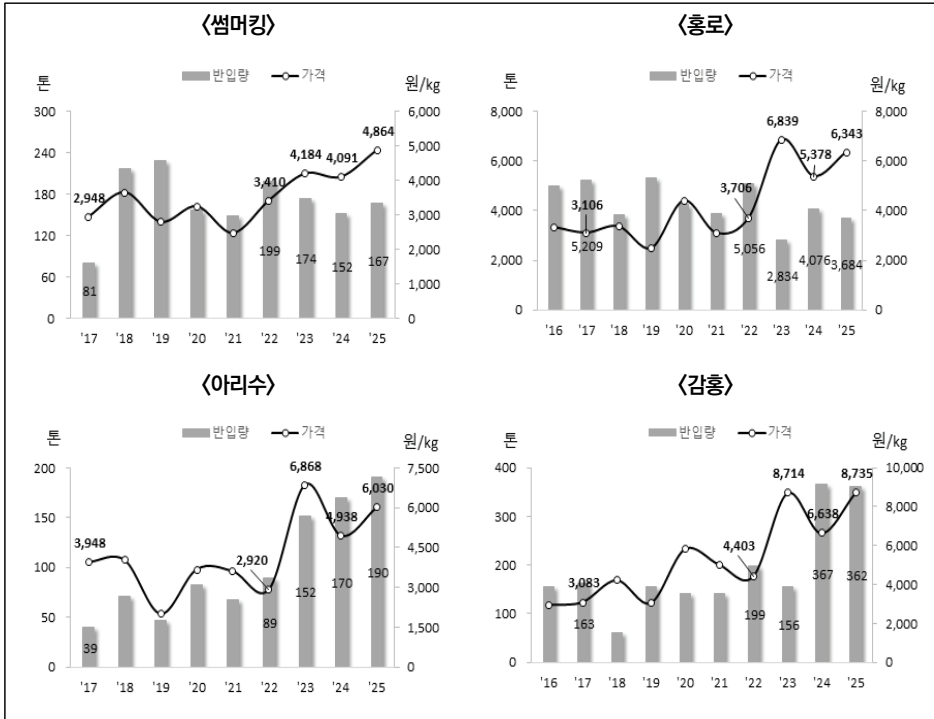
구분	수확기	단기 저장기	장기 저장기
평균 가격	44,525	48,256	51,533
반입 비중	48.7	32.9	18.4

주: 평균 가격 기준은 원/10kg(상품), 반입 비중은 % 기준임.
 자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.).

- 월별 대표 품종은 7~8월 쓰가루, 9월 홍로, 10월 양광, 11~익년 6월 후지임. 헛사과 대표 품종인 쓰가루(7~8월)와 홍로(9월)는 생산량이 줄면서 반입량이 감소하고 가격은 상승하는 추세임. 10월 양광 가격은 반입량이 감소하나, 저장 사과(10월~익년 6월)의 주요 품종은 미시마, 일반 후지, 미얀마 등이며, 이 중 미시마와 일반 후지는 타 품종 및 착색계 후지로 품종 전환되면서 반입량이 지속적으로 감소하는 추세임. 도매가격은 미시마가 가장 높게 형성되고 있으며, 후지와 미얀마는 비슷함.
- 썸머킹(7월) 반입량은 2017년 헛사과 반입량의 7.1% 수준이었으나, 2025년 27.6%까지 증가하였음. 썸머킹은 숙기가 빠르고 가격이 높아 쓰가루에서 대체되면서 면적이 증가하고 있음. 2025년 썸머킹 도매가격은 반입량이 9.7% 증가하였으나, 헛사과 전체 반입량이 줄면서 전년 대비 18.9% 상승하였음. 쓰가루 도매가격보다는 3.1% 높게 형성되었음.
- 홍로(8~9월) 반입량은 생산량이 줄면서 감소하고 가격은 상승하는 추세임. 아리수(9월)는 추석용 사과인 홍로 대체 품종으로 반입량이 증가하고 있음.

○ 감홍(10월) 반입량은 소비자 선호가 높아 재배면적이 늘면서 증가하는 추세임.

〈그림 2-9〉 사과 품종별 반입량 및 도매가격 추이



주 1) 가격은 평균단가(거래금액/거래량)임.

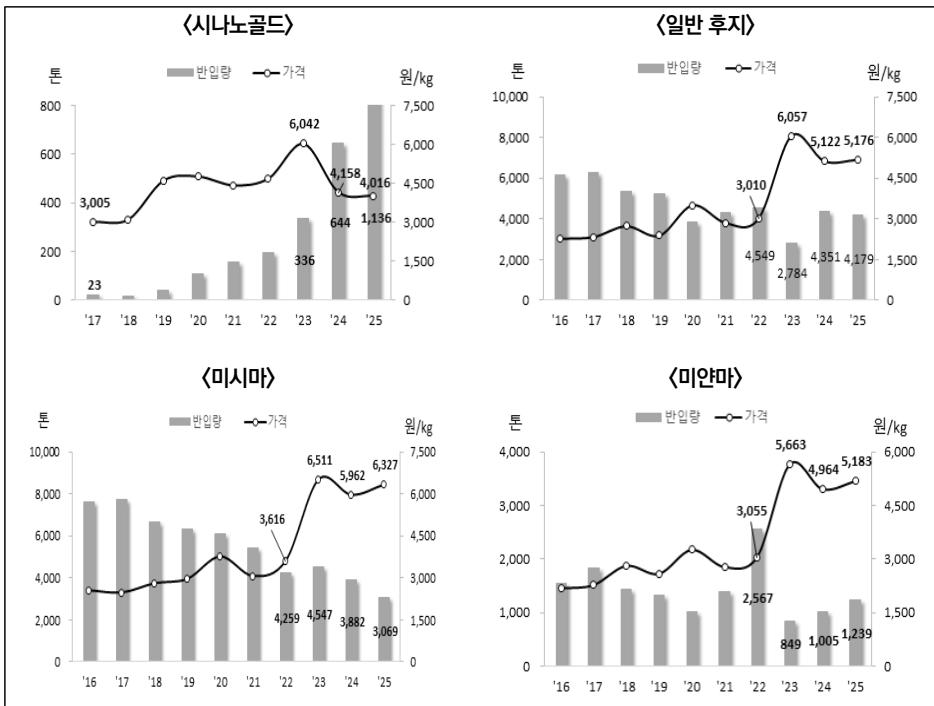
2) 평년은 2020~2024년산 자료 중 최대, 최소를 제외한 평균임.

자료: 서울특별시농수산물공사(가락시장) 청과법인(서울청과, 중앙청과) 내부자료.

○ 시나노골드는 재배면적 확대에 따라 반입량이 지속적으로 증가하는 추세를 보이고 있음. 특히 2024년산은 유목의 성목화가 본격화되면서 반입량이 전년 대비 91.9% 증가하였으며, 공급 확대의 영향으로 가격은 2023년산 대비 31.2% 하락하였음. 한편, 2024년산 반입량의 약 8%는 저장 후 이듬해 1월 이후 출하되었고, 2025년산은 저장 비중이 크게 확대되어 전체 반입량의 38%가 저장된 후 1월 이후 시장에 출하된 것으로 나타났음.

○ 저장 사과(10월~익년 6월)의 주요 품종은 미시마, 일반 후지, 미안마 등이며, 이 중 미시마와 일반 후지는 타 품종 및 착색계 후지로 품종 전환되면서 반입량이 지속적으로 감소하는 추세를 보이고 있음. 도매가격은 미시마가 가장 높게 형성되고 있으며, 후지와 미안마는 비슷한 수준임.

〈그림 2-10〉 저장사과(10월~익년 6월 출하) 품종별 반입량 및 도매가격 추이



주 1) 가격은 평균단가(거래금액/거래량)임.

2) 평년은 2020~2024년산 자료 중 최대, 최소를 제외한 평균이며, 2025년산은 12월까지임.

자료: 서울특별시농수산물공사(가락시장) 청과법인(서울청과, 중앙청과) 내부자료.

3. 소비 동향³⁾

○ 사과는 최종 소비처 중 일반 소비자 비중이 높은 품목으로, 소비지 판매가격과 판매량 변화는 최근 수급 여건과 가격 변동이 소비 단계에서 어떻게 나타나는지를 확인하는 보조 지표로 활용될 수 있음.

- 다만 본 절은 소비요인이 사과 가격 변동을 주도하였음을 분석하기보다는, 최근의 가격 상승 국면에서 생산량 감소, 헛사과 출하 지연, 비상품과 증가 등 공급 측 요인이 소비지 가격 상승과 판매량 감소로 함께 나타났는지를 검토하였음.

○ 2025년 사과 소비는 제조업과 외·급식업 사용량이 증가했음에도 불구하고, 가구 부문 소비량 감소의 영향으로 전년보다 감소한 것으로 나타남. 가구 부문 사과 소비는 전반기까지는 2023년산 생산량 감소의 영향이 컸던 2024년 보다 상대적으로 증가하였으나, 2025년산 헛사과 출하 지연과 생산량 감소 영향으로 8월 이후 전년 대비 감소하였음.

- 이는 가구부문의 사과 소비 둔화가 소비자 선호 약화만으로 설명되기보다는 헛사과 출하 시점 지연, 공급 물량 감소, 품위 저하 등 공급 여건 변화와 함께 나타난 결과로 판단됨.

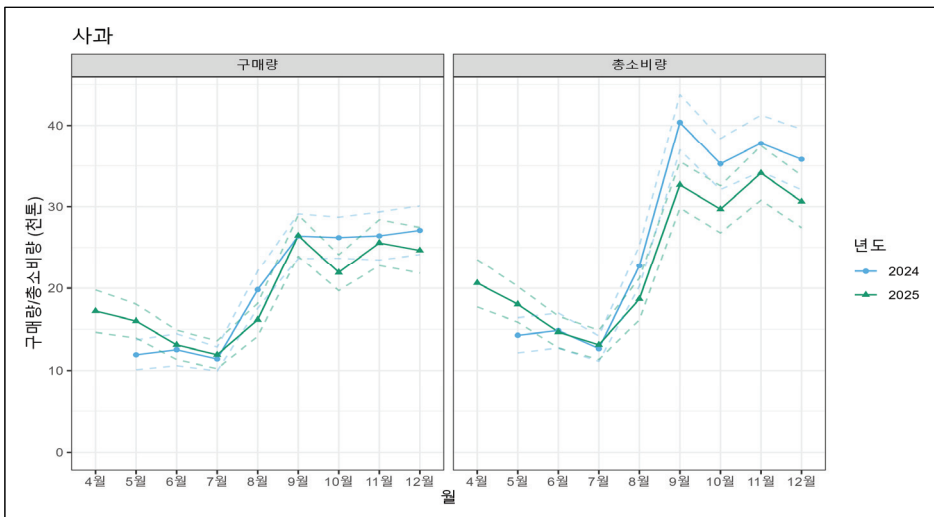
○ 가구 부문의 경우 2025년 4~12월 사과 구매량은 164,381톤, 월평균

3) 소비 동향은 한국농촌경제연구원(2025)의 '2025년 농식품 소비정보 분석사업 결과 보고서 I - 소비동향분석'과 '농업·농촌경제동향' 2025년 봄·여름·가을·겨울호의 사과 소비 및 소매유통데이터(POS) 분석 내용을 참고하여 작성하였음. 소비자료는 가구 부문 소비자 패널조사, 소매유통업체 판매자료, 제조업·외식업·급식업 등 산업 부문 소비자료를 포함하고 있으나, 본 절에서는 최근 사과 가격 변동성과 소비 현황 파악을 위한 자료로 활용하기 위해 가구 소비량과 소비지 판매가격·판매량 변화를 중심으로 검토하였음.

18,265톤으로 추정되었음. 무상수령을 포함한 총소비량은 201,919톤, 월평균 22,435톤으로 나타남.

- 월별로는 구매량이 9월에 가장 많았고, 총소비량은 11월에 가장 많았음. 9월 구매량 증가는 추석 수요와 햇사과 구매가 반영된 결과로 볼 수 있으며, 11월 총소비량 증가는 본격적인 수확기 이후 가정 내 소비 확대와 무상수령 물량 증가가 함께 작용한 결과로 판단됨.
- 반면 4월은 구매량과 총소비량이 모두 가장 낮아 저장사과 말기에는 소비량이 상대적으로 줄어드는 계절성이 확인됨.

〈그림 2-11〉 2024~2025년 가구부문 사과 월별 소비량 추이



주 1) 점선 내 구간은 95% 신뢰수준 하의 상한과 하한을 의미함.

2) 구매량은 응답자가 직접 구매하여 소비한 농식품의 중량이며, 총소비량(무상 수령 포함)은 응답자가 소비한 농식품의 전체 양으로, 직접 구매한 중량과 무상으로 제공받은 중량의 합임.

자료: 한국농촌경제연구원(2025), 2025년 농식품 소비정보 분석사업 결과 보고서 I - 소비동향분석 재인용.

○ 소매유통데이터(POS) 기준 판매가격과 판매량 기준, 2025년 1분기 사과 판매가격은 전년 대비 3.1%, 평년 대비 49.5% 상승한 kg당 5,221원이었으며, 판매량은 전년 대비 2.7%, 평년 대비 6.0% 감소한 28,910톤이었음. 1월에는

설 성수기 수요 영향으로 판매가격이 높았으나, 설 이후 수요 감소로 2월 가격이 전년보다 낮아졌고, 2월 이후 판매량 감소 영향이 커지면서 1분기 전체 판매량은 전년과 평년보다 감소하였음.

- 2025년 2분기에는 사과 판매가격이 전년 대비 1.9% 하락한 kg당 5,696원이었으며, 판매량은 20,360톤으로 전년 대비 13.3% 증가하였음. 이는 저장사과 출하량 증가와 가격 하락에 따라 전년보다 판매량이 늘어난 사례임. 다만 평년과 비교하면 판매량은 10.8% 낮았는데, 이는 전년 대비 가격이 하락했음에도 가격 수준 자체는 여전히 예년보다 높아 소비 확대가 제한적이었기 때문으로 해석됨.
- 2025년 3분기에는 판매가격이 전년 대비 7.5% 높은 kg당 4,593원이었고, 판매량은 전년 대비 7.9% 감소한 27,668톤이었음. 8~9월 판매가격은 조생종 사과 생육 지연과 늦은 추석에 따른 출하 조절 영향으로 전년보다 상승하였음. 특히 8월에는 추석이 늦어짐에 따라 출하가 지연되어 판매량이 전년보다 감소한 반면, 9월에는 추석 선물용 수요 증가로 판매량이 전년보다 증가하였음. 이는 사과 소비가 명절 시점과 햇사과 출하 시기에 민감하게 반응하며, 같은 수확기라도 월별 소비 및 판매 흐름이 다르게 나타날 수 있음을 보여줌.
- 2025년 4분기에는 판매가격 상승과 판매량 감소가 동시에 나타났음. 4분기 사과 판매가격은 전년 대비 30.2% 높은 kg당 4,912원이었고, 판매량은 전년 대비 14.4% 감소한 24,720톤이었음. 10~12월 판매가격 상승은 2025년산 생산량 감소와 비상품과 비중 증가 등의 영향으로 분석됨. 2025년산 사과는 병해충 발생은 적었으나, 여름철 고온과 강수량 부족으로 과비대가 원활하지 못했고, 봄철 저온 피해와 수확기 기상 여건 악화로 비상품과 비중이 증가하였음. 이에 따라 소비지 단계에서도 판매가격은 상승하였으나 실제 판매량은 감소하는 흐름이 나타났음.

〈표 2-5〉 2025년 POS 기준 사과 판매가격 및 판매량 동향

구분	판매가격	판매가격 변화	판매량	판매량 변화	주요 특징
1분기	5,221원 /kg	전년 대비 3.1% 상승 평년 대비 49.5% 상승	28,910톤	전년 대비 2.7% 감소, 평년 대비 6.0% 감소	설 성수기 수요로 1월 가격이 높았으나, 설 이후 수요 감소와 2월 이후 판매량 감 소 영향으로 분기 판매량 감소
2분기	5,696원 /kg	전년 대비 1.9% 하락	20,360톤	전년 대비 13.3% 증가, 평년 대비 10.8% 감소	출하량 증가로 판매가격이 전년보다 하락 하면서 판매량은 전년 대비 증가. 다만 평 년보다 가격 수준이 높아 판매량은 평년 보다 낮음
3분기	4,593원 /kg	전년 대비 7.5% 상승	27,668톤	전년 대비 7.9% 감소	조생종 생육 지연과 늦은 추석에 따른 출 하 조절로 가격 상승, 8월 판매량 감소. 9월은 추석 선물용 수요로 판매량 증가
4분기	4,912원 /kg	전년 대비 30.2% 상승	24,720톤	전년 대비 14.4% 감소	생산량 감소와 비상품과 비중 증가로 판 매가격 상승, 판매량 감소

주 1) 판매가격은 소매유통데이터(POS) 기준 kg당 가격이며, 판매량은 POS 자료 기반 추정치임.

2) 평년은 각 자료에서 제시한 기준에 따름.

3) 원자료는 소매유통데이터(POS, 마켓링크)임.

자료: 한국농촌경제연구원(2025), 농업·농촌경제동향, 2025년 봄호, 여름호, 가을호, 겨울호를 이용하여 저
자 작성.

○ 최근 사과 소비 동향을 종합하면, 소비지 단계에서도 판매가격과 판매량이 공
급 여건 및 계절적 수요 변화에 따라 다르게 나타나는 것으로 확인됨. 2025년
2분기와 같이 판매가격이 전년보다 하락한 시기에는 판매량이 증가하였으나,
3분기와 4분기처럼 헛사과 출하 지연, 생산량 감소, 비상품과 증가 등으로 판
매가격이 상승한 시기에는 판매량이 감소하였음. 이는 사과 소비가 가격 수
준, 출하 시기, 품위, 명절 수요 등에 영향을 받으며, 공급 여건 변화가 소비지
판매가격과 판매량에도 함께 반영될 수 있음을 보여줌.

○ 명절 수요는 9월 판매량 증가를 통해 일정 부분 확인됨. 다만 이는 사과 가격
수준 자체를 장기적으로 변화시키는 주된 요인이자기보다, 특정 시점의 구매
집중과 출하 조절을 통해 월별 가격 및 판매량 변동을 일시적으로 확대하거나
완화하는 단기 요인으로 해석하는 것이 적절함.

- 따라서 사과 가격 변동을 파악할 때는 생산량, 저장량, 출하 시기, 품위 등 공급 측 요인을 기본적으로 고려하되, 명절 수요는 월별 가격 변동을 설명하는 보조적·단기적 수요 요인으로 함께 검토할 필요가 있음.

○ 이러한 소비지 자료는 사과 가격 변화의 원인을 직접적으로 규명하기보다는, 가격 변동이 도매시장 반입량만으로 설명되기 어려운 복합적 현상임을 보여주는 보조자료로 활용될 수 있음. 특히 같은 해 안에서도 가격 하락기에는 판매량이 증가하고, 가격 상승기에는 판매량이 감소하는 흐름이 확인되며, 명절 전후에는 판매량이 일시적으로 확대되는 양상이 나타남. 이는 사과 가격이 생산량과 반입량뿐만 아니라 출하 시점, 품위, 저장 및 명절 수요 등 다양한 요인의 영향을 받아 형성될 가능성이 있음을 시사함.

4. 가격 변동성과 구조변화

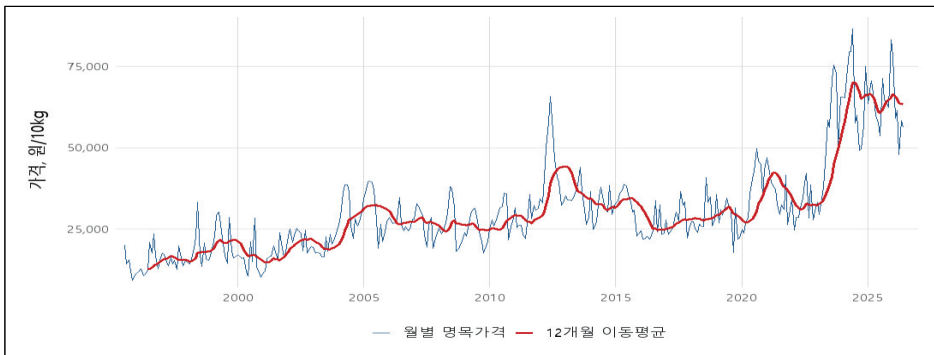
○ 공급, 수요 측면의 다양한 가격 결정요인이 복합적으로 작용하는 가운데, 실제 도매가격의 가격 수준과 변동성이 과거와 다른 양상을 보이는지 검토하고자 함. 이를 위해 가락시장 사과 도매가격 월별 시계열을 이용하여 가격 수준의 구조적 변화 가능성을 검정하고, 구조변화 전후의 변동성 변화를 함께 살펴볼 필요가 있음. 이러한 분석은 기존의 평년 가격 패턴이나 전년 동월 증감률 중심의 설명 방식이 최근 사과 가격 변동을 충분히 설명할 수 있는지 점검하고, 향후 가격 예측력 고도화의 필요성을 검토하는 기초자료로 활용될 수 있음.

○ 기상 재해, 기후 변화, 병해충 발생 등 공급 측면의 불확실성과 명절 수요, 저

장 출하, 품종 전환 등 계절적 요인이 복합적으로 작용하면서 사과 가격의 변동성이 확대되고 있음. 특히 최근에는 가격의 일시적 등락뿐만 아니라 가격 수준 자체가 이전과 다른 체제로 전환되었는지에 대한 검토가 필요함. 이에 가락시장 사과 도매가격 월별 시계열을 이용하여 구조변화 여부를 검정하고, 구조변화 이후 가격 변동성의 변화를 살펴보았음.

- 월별 가격 시계열을 보면, 1990년대 후반부터 2000년대 초반까지는 비교적 낮은 가격 수준이 유지되었으나 2000년대 중반 이후 평균 가격 수준이 상승한 것으로 나타남. 2012~2013년과 2020년 전후에는 단기적인 가격 급등락이 관찰되었으며, 2023년 이후에는 이전 기간보다 높은 가격 수준이 지속되고 있음.

〈그림 2-12〉 사과 도매가격 월별 시계열



주: 원/10kg, 후지 상품, 가락시장 기준임.

자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.); 한국농촌경제연구원 오아시스(2026. 7. 20.) 원자료를 이용하여 저자 작성.

- 구조변화 검정은 1995년 7월부터 2026년 5월까지의 가락시장 사과 10kg 상품 월별 명목가격을 대상으로 실시하였음. 분석에는 실질가격이 아닌 명목 가격 수준값을 사용하였으며, 가격 수준의 변화 여부를 확인하기 위해 평균 수준을 중심으로 한 모형을 기본적으로 적용하였음. 또한 사과 가격의 계절적

특성을 고려하기 위해 월별 효과를 반영한 모형을 함께 추정하여 구조변화 여부를 검토하였음. 구조변화점은 QLR/supF 단일 구조변화 검정과 Bai-Perron 복수 구조변화 검정을 통해 식별하였으며, CUSUM 및 MOSUM 안정성 검정을 보조적으로 실시하였음.

- QLR/supF 검정은 구조변화 시점을 사전에 특정하지 않고 가능한 후보 시점별로 구조변화 여부를 검정한 뒤, 검정통계량이 가장 크게 나타나는 시점을 단일 구조변화 후보로 식별하는 방법임.
 - Bai-Perron 검정은 분석기간 중 구조변화가 한 번이 아니라 여러 차례 발생할 가능성을 고려하여, 전체 기간을 여러 구간으로 나누고 각 구간별 평균 수준 또는 계수 변화 여부를 검토하는 방법임.
 - CUSUM 검정은 재귀잔차의 누적합을 이용하여 모형의 계수가 시간에 따라 안정적으로 유지되는지를 확인하는 방법으로, 누적잔차가 임계범위를 벗어나는 경우 구조변화 또는 모수 불안정 가능성이 있다고 해석할 수 있음.
 - MOSUM 검정은 일정한 이동구간 내 잔차합을 이용하여 모수 안정성을 검토하는 방법으로, 특정 구간에서 국지적으로 나타나는 구조변화 가능성을 확인하는 데 활용할 수 있음.
 - 각 검정 방법의 기본 모형, 검정통계량 및 관련 참고문헌은 부록에 제시하였음.
- 추정된 구조변화는 사과 가격 형성구조 변화와 함께 생산비, 유통비, 물가 상승, 기상재해에 따른 수급 불균형 등이 반영된 명목가격 체제 변화를 의미함.
- 단일 구조변화 검정 결과, 전체 명목가격 시계열에서 2023년 6월이 가장 유력한 구조변화시점으로 나타났음. 계절성을 통제한 검정(supF)에서도 유사한 결과가 도출되었으며, 해당 구조변화 시점이 계절효과가 아닌 가격 수준 변화에 대한 구조변화가 존재함을 확인함.

- supF 통계량은 587.1로 나타나 통계적으로 유의함을 보였으며, 월별 계절성을 통제한 supF 검정에서도 통계량은 605.1로 도출됨.

○ 복수 구조변화 검정에서는 계절성을 통제한 Bai-Perron 모형을 중심으로 해석하였음. 검정 결과, BIC 기준으로 2개의 구조변화점이 선택되었으며, 구조변화 시점은 2003년 11월과 2023년 6월로 나타남. 2003년 11월은 1990년대 후반부터 2000년대 초반까지의 가격 수준에서 이후 보다 높은 수준의 가격대로 전환된 시점으로 판단됨. 또한 2023년 6월은 최근 가격 상승 국면의 시작점으로 확인되었음.

- 2003년산 사과 생산량은 태풍 매미(2003.9.12.~13.) 영향으로 낙과 피해가 발생하여 전년 대비 15.7% 감소하였음. 후지 수확 후 출하가 시작되는 11월부터 가격이 상승하였음. 이후 3년 동안 생산량이 이전 수준을 회복하지 못하면서 가격이 높은 수준을 유지하였음. 2004년 사과 생산량은 개화기 저온과 장마 후 고온으로 전년 대비 2.2% 감소, 2005년산 사과 생산량은 개화기 저온, 태풍 나비 영향으로 전년 대비 2.9% 증가하는 수준에 그쳤음.
- 2023년산 생산량 감소와 저장량 부족, 품질 저하 등 공급 충격이 가격 수준 변화에 반영된 결과로 해석됨.

○ 구간별 평균 가격은 1995년 7월~2003년 10월 17,693원/10kg에서 2003년 11월~2023년 5월 30,663원/10kg으로 상승하였음. 이는 첫 번째 구조변화 이후 평균 가격 수준이 약 73.3% 높아진 것임. 2023년 6월 이후 평균 가격은 64,643원/10kg으로, 직전 구간 대비 약 110.8% 상승하였음.

○ 계절성을 통제하지 않은 단순 수준모형(price ~ 1)에서도 구조변화 후보 시점이 확인되었음. 해당 모형에서는 2003년 12월, 2012년 3월, 2013년 10

월, 2020년 5월, 2023년 6월이 구조변화 후보로 식별되었음. 구간별 평균 가격은 각각 17,737원/10kg, 27,984원/10kg, 41,532원/10kg, 28,944원/10kg, 36,152원/10kg, 64,643원/10kg으로 나타남. 단순 수준모형은 2012~2013년의 단기 고가격기와 2020년 이후 가격 상승 흐름까지 포착하는 장점이 있으나, BIC가 허용한 최대 break 수까지 계속 낮아져 단기 급등락까지 구조변화로 식별했을 가능성이 있음. 이에 해당 결과는 보조적인 측면에서 결과를 제시하였음.

- 월별 하위 시계열에 대한 QLR/supF 검정에서도 1~12월 모든 월에서 구조변화가 유의하게 나타났음. 1~6월 저장출하기 가격은 2021~2022년 전후에 구조변화가 집중되었고, 7월은 2008년, 8월은 2010년, 10월은 2011년 전후에 구조변화가 확인되었음. 9월·11월·12월은 2020년 전후에 변화가 나타났음. 이는 최근 가격 상승이 특정 월에 국한된 현상이 아니라 수확기와 저장출하기 전반에 걸쳐 나타난 가격 수준 변화임을 의미함.
- 다만, 계절성을 통제하지 않은 단순 수준모형(price ~ 1)과 마찬가지로 사과 가격의 경우 월별 가격 등락폭이 크다는 점을 고려할 때 보조적인 측면으로만 구조변화가 발생하였다고 판단됨.

〈표 2-6〉 사과 명목가격 구조변화 검정 결과

구분	검정·모형	주요 통계치 및 결과	구조변화 시점 또는 구간	평균 가격	해석
단일 구조변화 검정	QLR/supF, price ~ 1	supF = 587.077, p-value = 0.000	2023년 6월	-	전체 시계열 기준 가장 유력한 단일 구조변화 시점
계절성 통제 단일 구조변화 검정	supF, price ~ factor(month)	supF = 605.071, p-value = 0.000	-	-	월별 계절효과를 통제한 후에도 구조변화 유의
복수 구조변화 검정	Bai-Perron, price ~ factor(month)	BIC 기준 break 2개	2003년 11월, 2023년 6월	-	계절성을 고려한 구조변화점
1구간	Bai-Perron 계절성 통제 결과		1995.07 ~2003.10	17,693원 /10kg	초기 저가격 체제
2구간			2003.11 ~2023.05	30,663원 /10kg	중간 가격 체제
3구간			2023.06~	64,643원 /10kg	최근 고가격 체제
안정성 검정	CUSUM, price ~ 1	p-value = 0.000	-	-	평균 구조 안정성 기각
	MOSUM, price ~ 1	p-value = 0.010	-	-	국지적 구조 불안정성 확인
보조 검정	단순 수준모형, price ~ 1	BIC 기준 최대 break 수까지 감소	2003.12, 2012.03, 2013.10, 2020.05, 2023.06	-	단기 고가격기와 2020년 이후 상승 흐름까지 포착
	월별 하위 시계열 QLR/supF	1~12월 모두 유의	1~6월: 2021~2022년 전후, 9·11·12월: 2020년 전후 등	-	구조변화가 특정 월이 아닌 수확기·저장출하기 전반에서 확인

주 1) 가격은 가락시장 사과 10kg 상품 기준 월별 명목가격임.

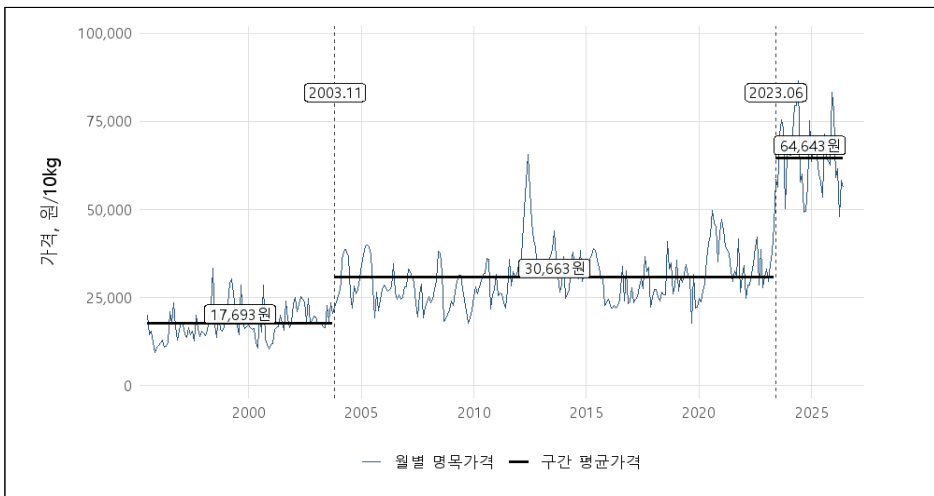
2) Bai-Perron 검정은 break 수 0~5개를 비교하여 BIC 기준 최적 구조변화점을 선택하였으며, 계절성 통제 모형의 최소 구간 길이는 24개월로 설정하였음.

3) 구간별 평균 가격은 각 구조변화 구간의 월별 명목가격 평균임.

자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.); 한국농촌경제연구원 오아시스(2026. 7. 20.) 원자료를 이용하여 저자 작성.

○ 구조변화 이후에는 평균 가격 수준뿐만 아니라 변동 양상도 달라졌음. 구조변화 이전과 이후의 변동계수는 0.35에서 0.29로 하락하여 상대적 변동성은 낮아진 것으로 보임. 그러나 구조변화 이후 평균 가격 수준이 크게 상승하였기 때문에, 변동계수만으로 실제 가격 변동성을 판단하기에는 한계가 있음. 변동계수는 표준편차를 평균으로 나눈 값이므로, 절대적인 등락폭이 커지더라도 평균 가격 상승폭이 더 클 경우 낮아질 수 있음.

〈그림 2-13〉 사과 도매가격 구조변화와 구간별 평균 가격

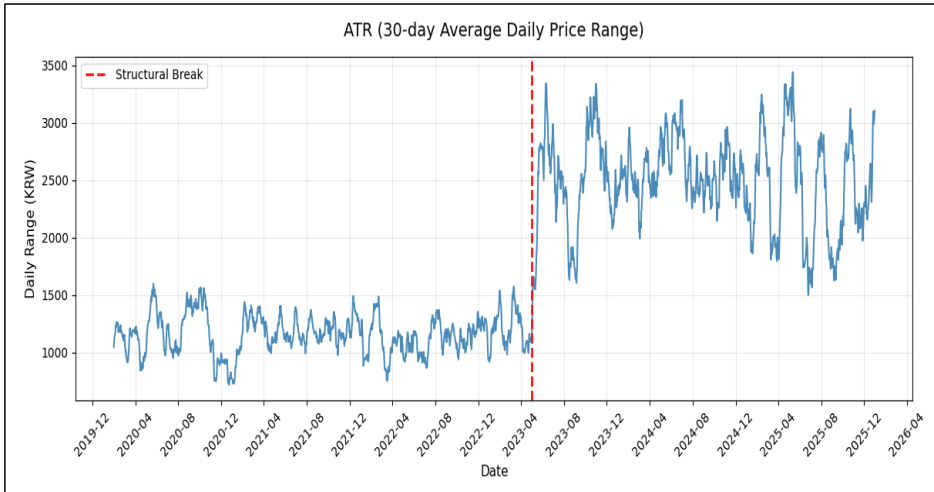


주: 세로 점선은 계절성을 통제한 Bai-Perron 구조변화 검정에서 식별된 구조변화 시점이며, 가로선은 각 구조변화 구간의 월별 명목가격 평균임.

자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.); 한국농촌경제연구원 오아시스(2026. 7. 20.) 원자료를 이용하여 저자 작성.

○ 실제 가격 등락폭을 나타내는 ATR(Average True Range)을 기준으로 보면 구조변화 이후 변동폭은 확대된 것으로 나타남. 구조변화 이전에는 사과 도매가격의 일간 등락폭이 대체로 1,000~1,500원 수준이었으나, 구조변화 이후에는 1,500~3,500원 수준으로 확대되었음. 따라서 최근 사과 가격은 상대적 변동성보다는 시장에서 체감되는 절대적 변동폭 측면에서 불확실성이 커진 것으로 판단됨.

〈그림 2-14〉 사과 도매가격 추세와 변동성



주 1) 원/10kg, 후지 상품 기준임.

2) ATR(Average True Range)는 당일과 전일의 변동폭을 30일 산술 평균한 값임.

자료: 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(2026. 4. 20.); 한국농촌경제연구원 오아시스(2026. 7. 20.) 원자료를 이용하여 저자 작성.

○ 월별 가격의 ± 3 표준편차를 기준으로 급등락을 식별한 결과, 최근 연도로 가까워질수록 가격 급등의 빈도가 높아지는 것으로 나타남. 특히 2023년산은 생산량 감소와 저장량 부족의 영향으로 수확기뿐만 아니라 저장출하기 전반에서 가격 급등이 확인되었음. 이는 2023년 6월 이후 구조변화 검정 결과와도 부합함.

- 가격 급등락 월은 통상적인 가격 변동 범위를 벗어난 사례를 식별하기 위해 평균 대비 ± 3 표준편차 기준으로 설정하였음. 이는 Shewhart 관리도에 서 평균을 중심으로 관리한계를 설정하고, $k=3$ 인 경우를 3-sigma 관리도로 해석하는 방식에 기초한 것임. 따라서 본 연구에서는 평균적인 변동 범위를 크게 벗어난 예외적 관측치를 구분하기 위한 기준으로 ± 3 표준편차를 활용하였음(Heckert et al., 2002).

〈표 2-7〉 사과 급등락 월별 분포

구분	7월	8월	9월	10월	11월	12월	1월	2월	3월	4월	5월	6월
2010년산												
2011년산										▲	▲	▲
2012년산											▽	▽
2013년산												
2014년산												
2015년산									▽	▽	▽	▽
2016년산												
2017년산												
2018년산												
2019년산			▽									
2020년산			▲			▲	▲	▲				
2021년산								▽				
2022년산												▲
2023년산		▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
2024년산												

주: 급등은 ▲, 급락은 ▽로 표시하였음. 사과 가격의 ± 3 표준편차를 기준으로 급등, 급락을 설정함.
자료: 저자 작성.

○ 사과 가격 변동은 생산량 증감에 따른 영향을 가장 크게 받음. 시기별 주요 가격 변동 요인은 수확기(7~11월)는 기상 여건에 따른 출하량, 저장출하기(12~익년 6월)는 저장량임.

- 2011년산 사과 생산량은 잦은 강우로 갈반병, 탄저병, 겹무늬썩음병 등 병해가 확산되면서 전년 대비 17.5% 감소하였으며, 이에 따른 저장 물량 감소로 장기저장기(4~6월) 가격이 상승하였음.
- 2012년산 사과 생산량은 전년 대비 4.0% 증가하였으나, 저장출하기 가격 상승 기대 심리로 저장량이 늘어 5~6월 가격 하락하였음.
- 2015년산 생산량은 재배면적과 단수가 늘어 전년 대비 22.8% 증가하였으며, 이에 따른 저장량 증가로 3~6월 가격이 하락하였음.
- 2019년산 생산량은 작황 양호로 전년 대비 12.6% 증가하였음. 이른 추석

(9. 13.) 영향으로 9월 상순부터 가격이 하락세를 보였으며, 추석 이후 홍로 잔여 물량이 지속 출하되면서 반입량 증가하여 9월 가격이 큰 폭으로 하락하였음.

- 2020년산 생산량은 개화기 저온 및 여름철 장마 이후 병해 증가로 전년 대비 21.1% 감소하였음. 9월 가격은 태풍(마이삭(9. 2.~3.), 하이선(9. 6.~7.))의 영향으로 홍로 반입량 감소 및 품질 저하로 전년 대비 상승하였음. 12~2월 가격은 저장량 감소로 상승하였음.
- 2022년 설(2. 1.) 성수기 이후 소비 감소로 반입량 감소에도 불구하고 2월 가격은 하락하였음.
- 2022년산 후지 출하 초기 종료로 반입량이 감소하여 6월 가격이 상승하였음.
- 2023년산 생산량은 개화기 저온 및 서리, 우박피해로 전년 대비 30.3% 감소하였으며, 저장량도 큰 폭으로 감소하여 수확기뿐만 아니라 저장 출하기 가격도 상승하였음.

○ 이와 같은 연도별 가격 변동 요인을 종합하면, 사과 가격은 단기적으로는 기상 여건, 명절 수요, 반입량 변화 등에 따라 등락하지만, 2023년산과 같이 생산량과 저장량이 동시에 크게 감소한 경우에는 수확기와 저장출하기 전반에 걸쳐 가격 수준이 높아지는 특징을 보임. 특히 2023년산의 공급 충격은 2023년 6월 이후 가격 수준 변화의 주요 요인으로 판단됨. 이후 반입량이 이전 수준으로 충분히 회복되지 못하면서 도매가격도 높은 수준을 유지하고 있음.

○ 구조변화 이후 사과 가격은 과거와 다른 평균 수준과 변동 양상을 보이고 있어, 기존 가격 패턴을 그대로 적용하기 어려운 환경으로 전환된 것으로 판단됨. 특히 2023년 6월 이후에는 평균 가격 수준이 크게 높아졌을 뿐만 아니라 ATR 기준 절대적 등락폭도 확대되어, 과거 전체 기간의 평균적 가격 흐름이

나 전년 동월 증감률만으로 최근 가격 변화를 설명하는 데 보완점이 있음. 따라서 사과 가격 분석 및 예측에서는 구조변화 이후의 변화된 가격 수준과 확대된 변동폭을 별도로 고려할 필요가 있으며, 이러한 가격 특성을 반영할 수 있는 예측모형 구축의 중요성이 높아졌음.

3

사과 가격 예측체계 현황

1. 농업관측 사과 가격 전망체계

- 농업관측센터의 사과 수급 전망은 자료 수집 → 분석 및 전망모형 활용 → 전문가 의견 반영 → 수급 변수 전망의 과정을 거쳐 이루어짐. 전망 대상 변수는 연간 기준으로 재배면적, 단수, 생산량, 저장량이며, 월별 기준으로는 출하량과 도매가격을 전망하여 향후 수급 및 가격 변동에 대한 정보를 제공하고 있음.
- 자료 수집은 표본농가 및 모니터 조사, 실측 조사, 산지 동향 조사, 저장업체 조사, 시장 조사 등 다양한 경로를 통해 수행됨. 이를 통해 재배면적 변화, 생육상황, 병해충 발생, 저장 및 출하 동향, 시장 거래 상황 등 사과 수급과 가격에 영향을 미치는 기초자료를 체계적으로 확보함.
- 수집된 자료를 바탕으로 재배면적의 전년 및 평년 대비 증감 여부를 분석하고, 생육상황과 기상 여건에 따른 단수 변화를 반영하여 당해연도 생산량을

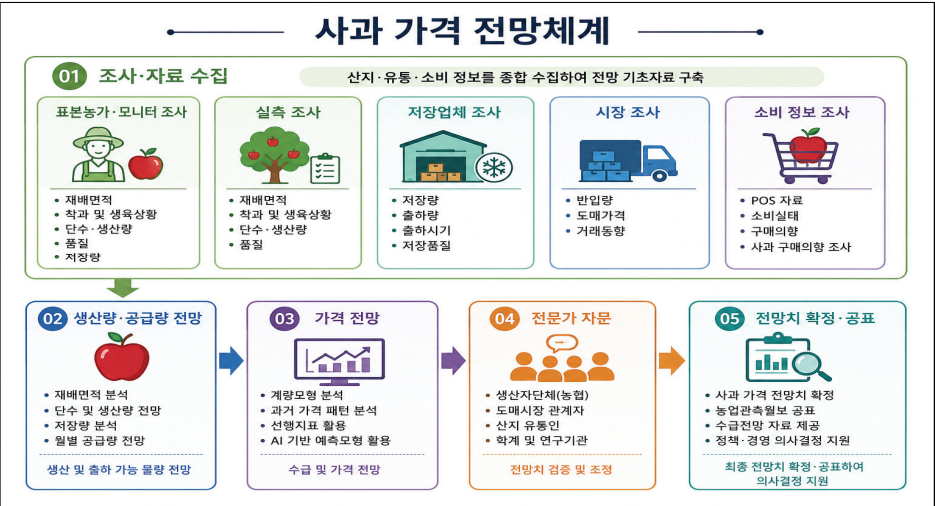
전망함. 또한 생산량 전망 결과를 활용하여 저장량을 추정하고, 저장업체 조사 및 시장 조사 결과를 종합하여 월별 출하량을 전망함으로써 향후 공급 가능 물량을 예측함.

○ 생산량, 저장량, 출하량 전망 결과와 도매시장 거래자료 등 시장 정보를 활용하여 반입량 및 도매가격 전망모형을 운용함. 모형 분석 결과는 생산자단체, 도매시장 관계자, 학계 및 연구기관 전문가 등으로 구성된 전문가 검토 회의를 통해 검증되며, 산지 작황과 시장 여건 등 정량적으로 반영하기 어려운 요인을 종합적으로 고려하여 최종 전망치를 산출함.

- 자체 가격, 반입량, 대체 품목 가격 등을 설명변수로 하는 선형회귀모형 활용

○ 이와 같이 산지 조사, 시장 정보, 전망모형, 전문가 판단을 유기적으로 결합한 전망체계를 통해 사과와 생산·저장·출하 및 가격 변동을 예측하고, 생산자·유통업체·정책 담당자의 의사결정에 필요한 정보를 제공하고 있음.

〈그림 3-1〉 사과 가격 전망체계



자료: OpenAI(2025)를 활용하여 저자 작성.

2. 사과 가격 전망치 산출 구조 현황

2.1. 출하량 증감률 활용 신축성 계수

○ 출하량 증감률 활용 신축성 계수 활용 분석

- 표본농가와 모니터 조사에 의해 추정된 출하량 증감률을 이용함.
- 사과 표본농가는 지역 및 재배면적을 고려한 통계적 합리성에 기초하여 약 480호로 구성되어있으며, 모니터는 사과 주산지 위주로 농업기술센터 및 농협 담당자 30명 내외로 구성되어있음. 저장량 및 예상 출하량의 전년 대비 증감률 등을 조사하여 분석에 활용함.
- 해당 품목 공급량 변화에 대한 가격 반응 계산 : 품목의 월별 가격은 해당 품목의 월별공급량에 의해서만 영향을 받는다고 가정함.
- 연도별, 월별 가격 신축성 계수를 두 가지 방법(전년 동월 대비, 동년 전월 대비)에 의해 두 개의 매트릭스를 구성함.
- 전년 동월 대비 계수: t 년도 i 월의 가격 신축성계수 =
$$\frac{(P_t^i - P_{t-1}^i)/P_{t-1}^i}{(Q_t^i - Q_{t-1}^i)/Q_{t-1}^i}$$
- 동년 전월 대비 계수: t 년도 i 월의 가격 신축성계수 =
$$\frac{(P_t^i - P_t^{i-1})/P_t^{i-1}}{(Q_t^i - Q_t^{i-1})/Q_t^{i-1}}$$

2.2. 패턴 분석

○ 생육상황, 명절 시기 등 추세가 유사한 시기 패턴 분석

- 당해 년 생육기 기상 여건(냉해, 태풍 등) 또는 추석·설 시기가 비슷했던 해

- 와 패턴(전년 동월, 동년 전월 등의 가격 증감률 등을 적용) 비교·분석 실시
- 예로 2026년 설은 2월 17일로 2024년(2월 10일), 2021년(2월 12일), 2018년(2월 16일)과 비슷한 시기였음. 이 중 생산량 등 타 여건이 비슷한 2021년 설 성수기와 유사한 가격 흐름을 보일 가능성이 높다고 예측할 수 있음.

2.3. 반입량·가격 예측모형

- 현재 농업관측센터에서 운용 중인 사과 가격 예측모형은 전월 가격 수준의 영향과 당월 공급 여건을 반영하기 위해 자체 가격과 당기 반입량을 주요 설명변수로 활용하고 있음. 가격 예측모형은 가격의 지속성 및 공급량 변화가 시장가격 형성에 미치는 영향을 반영하도록 설계되었으며, 이를 통해 당월 사과 도매가격을 예측함.
- 반입량 및 가격 예측모형은 구축되어 운영되고 있으나, 예측 오차율이 상대적으로 높아 예측결과에 대한 신뢰도가 충분히 확보되지 못하였음. 또한, 실제 수급 전망 과정에서는 표본농가 조사와 모니터 조사 결과가 시장 상황을 보다 신속하고 현실적으로 반영할 수 있어 활용 비중이 높은 편임. 이에 따라 예측모형은 참고자료 수준으로 활용되고 있으며, 실제 전망 및 의사결정 과정에서의 활용도는 제한적임.
- 반입량 예측모형은 전월 도매가격, 전년 동월 도매가격 및 월별 더미변수를 설명변수로 활용한 선형회귀 모형으로 구축됨. 전월 도매가격은 최근 시장가격이 출하 의사결정에 미치는 영향을 반영하기 위해 포함하였으며, 전년 동월 도매가격은 생산자들의 중장기 가격 기대 형성 효과를 고려하기 위해 활용하

였음. 또한 월별 더미변수는 계절적 요인과 월별 출하 패턴 차이를 통제하기 위해 적용하였음.

- 분석에 활용된 자료는 2010년 1월~2026년 5월의 저장 사과인 후지 품종이 출하되는 시기인 11월~6월까지 가락시장 반입량과 도매가격(후지 10kg 상품)임.

$$Q_t = f(P_{t-1}, P_{t-12}, D) \quad \text{식(1)}$$

- Q_t 는 당월 가락시장 사과 반입량, P_{t-1} 는 전월 가락시장 도매가격, P_{t-12} 는 전년 동월 도매가격, D 는 월별 더미변수를 의미함.

- 추정 결과, 전월 도매가격이 상승할수록 당월 반입량은 감소하는 것으로 나타났으며, 통계적으로 유의한 것으로 분석됨. 이는 가격이 높게 형성되면 출하량이 늘어 향후 출하 가능한 물량이 감소하는 경향이 반영된 결과로 해석할 수 있음.

- 반면, 전년 동월 도매가격은 당월 반입량에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타나 전년도 가격 신호가 출하 의사결정에 일정 부분 영향을 미치는 것으로 판단됨. 그러나 해당 변수의 영향은 통계적으로 유의하지 않아, 전년 가격 수준이 당월 반입량을 설명하는 주요 요인으로 보기에는 한계가 있음.

- 가격 예측모형은 전월 사과 도매가격, 당월 가락시장 사과 반입량 추정치 및 명절 더미변수를 설명변수로 활용한 선형회귀 모형으로 구축됨. 전월 도매가격은 가격의 지속성과 시장가격의 관성적 특성을 반영하기 위해 포함하였으며, 당월 가락시장 사과 반입량 추정치는 공급 규모 변화가 가격 형성에 미치는 영향을 설명하기 위해 활용하였음. 또한, 설·추석 등 명절 시기의 수요 증가 효과를 반영하기 위해 명절 더미변수를 적용하였음.

- 2010년 1월 ~2026년 5월까지 가락시장 도매가격, 반입량 자료를 활용하였음. 도매가격은 10kg 상품 기준이며, 월별 대표 품종은 7~8월 쓰가루, 9월 홍로, 10월 양광, 11~익년 6월 후지임. 월별 반입량은 당월 출하되는 사과 전체 물량임.

$$P_t = f(P_{t-1}, \hat{Q}_t, D) \quad \text{식(2)}$$

- $\hat{Q}_t$ 는 당월 가락시장 사과 반입량 추정치, D 는 명절 더미를 의미함.
- 추정 결과, 전월 도매가격이 높게 형성될수록 당월 도매가격도 상승하는 경향이 있는 것으로 나타남. 이는 가격 변동이 단기간에 지속되는 특성을 반영하는 것으로 해석됨. 반면, 당월 시장 반입량이 증가할수록 공급 확대의 영향으로 당월 도매가격은 하락하는 것으로 분석됨. 특히, 전월 도매가격과 당월 반입량은 모두 당월 도매가격에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 변수로 확인되었으며, 도매가격 변동을 설명하는 주요 요인으로 작용하는 것으로 나타남.

〈표 3-1〉 사과 월별 반입량, 평균 도매가격 실제값-예측값 비교

구분		실제값 (톤)	반입량 모형		실제값 (원/10kg)	가격 모형	
			예측값	오차율		예측값	오차율
2024년	1월	3,311	3,718	12.3	65,570	48,272	26.4
	2월	1,619	1,528	5.6	65,396	47,816	26.9
	3월	1,755	1,549	11.8	71,540	47,270	33.9
	4월	1,520	1,236	18.7	79,500	47,105	40.7
	5월	1,347	836	37.9	79,592	47,179	40.7
	6월	990	901	8.9	86,611	47,677	45.0
	7월				57,527	47,754	17.0
	8월				49,735	46,263	7.0
	9월				49,189	51,206	4.1
	10월				49,551	48,479	2.2
	11월	2,460	2,422	1.5	56,886	46,958	17.5
	12월	1,835	2,076	10.1	75,069	46,399	38.2
2025년	1월	3,729	3,304	11.4	63,592	48,514	23.7
	2월	1,283	1,723	34.3	67,824	48,428	28.6
	3월	1,723	1,516	12.0	70,636	47,818	32.3
	4월	1,969	1,389	29.5	64,877	47,011	27.5
	5월	1,841	1,692	8.1	60,058	46,496	22.6
	6월	1,490	1,869	25.4	57,823	46,498	19.6
	7월				57,966	46,715	19.4
	8월				56,993	45,922	19.4
	9월				64,857	50,053	22.8
	10월				63,714	48,302	24.2
	11월	2,120	1,695	20.0	62,503	47,227	24.4
	12월	1,782	1,805	1.3	83,299	46,748	43.9
2026년	1월	2,391	2,866	19.9	78,273	50,442	35.6
	2월	2,953	958	67.6	59,005	47,986	18.7
	3월	2,132	1,977	7.2	61,447	46,951	23.6
	4월	2,507	1,834	26.8	47,841	45,631	4.6
	5월		2,537	17.8	58,322	44,743	23.3
평균				18.5			24.6

자료: 저자 작성.

4

분석자료

1. 자료 및 변수

- 분석자료는 1996년 1월부터 2026년 3월까지 정리된 월별 시계열 형태이고, 관측치 수는 363개로 구성되어 있음. 또한, 결측치와 중복행은 존재하지 않음.
- 사과 가격 예측모형에서 예측하고자 하는 변수는 사과 도매가격으로 10kg당 원 가격이고, 품종에 따라 출하되는 시기가 다르므로 가격 예측 또한 11월부터 6월은 후지, 7월과 8월은 쓰가루, 9월과 10월은 홍로 가격을 결합하여 단일 시계열로 구축하였음.
- 사과 가격 예측을 위해 활용하는 설명변수는 공급 요인, 기상 요인과 더불어 사과 출하 구조 특성을 반영하기 위해 출하 조절 압력 요인을 고려하였음. <표 4-1>에 변수 정의와 출처에 대해 정리하였음.
 - 기존 선행연구에서 농산물 대상으로 가격 예측을 위해 공급 요인, 주산지

기상 정보, 거시 충격, 공간정보, 유통구조 등을 고려하였음. 그러나, 사과
는 내수 중심으로 생산·소비가 진행되고, 인플레이션의 경우 추세 성분에
흡수되기 때문에 거시 요인을 고려하지 않았고, 데이터 취득 특성상 공간
정보의 활용이 제한적이기 때문에 제외하였음.

- 이를 바탕으로 본 연구에서는 최종적으로 공급 요인과 주산지 기상 정보를
설정하였고, 사과 유통구조 특성을 반영하여 저장·출하 구조를 나타내는
변수를 모형에 반영하였음.
- 공급 요인으로는 사과 도매시장 반입량을 이용하였고, 농업관측통계시스
템(OASIS)에서 수집하여 정리하였음. 단위는 톤임.
- 기상 요인은 각 품종의 대표 주산지에 맞추어 설정하였고, 후지와 쓰가루
는 안동 지역, 홍로는 장수 지역의 기상의 영향을 받도록 하였음. 이를 통해
두 지역의 기상 변수는 예측하고자 하는 월의 가격이 형성되는 품종의 생육
조건을 대리함.⁴⁾
- 적산온도는 사과의 개화와 수확, 과실 비대를 결정하는 요인으로 반영하
고, 강수일수는 병해, 폭염일수는 일소피해, 최대풍속은 낙과, 일조시간은
사과 품질의 영향으로 설정하였음.
- 사과는 7월부터 11월은 수확·출하되고, 그 외 12월부터 6월까지의 낮은
저장고에 보관되어 공급되는 형태로 이 시기는 중간상의 기대 수익에 따라
출하 시기가 조율되며, 그에 따라 재고비용도 발생함.
- 따라서, 12월부터 6월 사이의 가격 형성에는 해당 작기의 기상 요인과 더
불어서 공급 시기를 조절하는 요인을 고려할 필요가 있음. 본 연구에서는

4) 후지와 쓰가루의 주산지로는 안동과 청송을 검토하였으나, 청송의 경우 기상정보가 2010년 9월부터
존재하고, 지리적으로 인접한 두 지역은 기상이 동조하고, 그 상관성이 0.8-0.96 사이로 높게 나타난
것으로 확인됨. 따라서, 데이터의 가용성과 두 지역의 동조성을 고려하여 안동 지역을 대표 지역으로
설정함.

이를 출하 조절 압력 요인으로 칭하였고, 사과 도매가격 스프레드와 저장 재고비용 추세 변수를 이용함.

- 사과 도매가격 스프레드는 t-1기 가격을 전년 11월 가격으로 나눈 값으로 저장수익률로 표현, 저장재고비용 추세는 12월부터 6월까지 시계열 인덱스를 순차적으로 생성하고 이를 제곱 처리하여 재고저장의 한계비용이 저장기간 동안 증가하다 수확·출하시기에 사라지도록 구성함. 이때, 7월부터 11월은 0 값으로 처리함⁵⁾.

〈표 4-1〉 변수 정의 및 출처

변수	내용	단위	출처	비고
price	사과 도매가격	원 /10kg	농업관측통계시스템	후지(11-6월), 쓰가루(7-8월), 홍로(9-10월)
q	도매시장 사과 반입량	톤	농업관측통계시스템	가락시장 기준
spread_p	사과 도매가격 스프레드	-	농업관측통계시스템, 저자 재가공	t-1기 가격/전년 11월 가격
inven	저장재고비용 추세	-	저자 계산	
at_5_an	안동 적산온도	°C	기상청 기상자료개방포털	기준온도 5도
rd_an	안동 강수일수	일	기상청 기상자료개방포털	
hd_an	안동 폭염일수	일	기상청 기상자료개방포털	
wind_an	안동 최대풍속	m/s	기상청 기상자료개방포털	
at_5_j	장수 적산온도	°C	기상청 기상자료개방포털	기준온도 5도
wind_j	장수 최대풍속	m/s	기상청 기상자료개방포털	
sun_j	장수 일조시간	시간	기상청 기상자료개방포털	

자료: 저자 작성.

⁵⁾ Working(1949), Brennan(1976), Nahmias(1982)에서 설명하는 저장 보유기간이 길어질수록 한계비용이 체증한다는 내용에 근거하여 볼록(convex) 형태를 단순 제곱으로 반영함.

2. 탐색적 데이터 분석

- 가격 예측모형 구축 전 데이터의 특징 및 구조 등을 파악하기 위해 탐색적 데이터 분석(Exploratory Data Analysis: EDA)을 진행하였음. 기초통계량과 더불어 시계열적 특성 등에 대한 검정을 시도하여 다각도로 파악하고자 함.

2.1. 기초통계량과 분포 특성

- 앞서 구축한 데이터의 기초통계량을 <표 4-2>에 제시하였음.
- 종속 변수인 사과 가격(price)은 평균이 29,595.3, 표준편차는 13,951.4로 변동계수가 0.47 수준임이 확인되었고, 변동이 큰 시계열인 것으로 나타남. 또한, 왜도와 초과첨도는 각각 1.68, 3.06으로 우측으로 긴 두꺼운 꼬리 분포를 보이고 자크베라 검정에서도 정규성이 1% 유의수준에서 기각함을 확인함.
- 설명변수들을 살펴보면 안동 폭염일수(hd_an)만 왜도 3.47, 초과첨도가 13.31로 중심이 집중적으로 뾰족한 분포 형태를 보이고 있고, 장수 일조시간(sun_j)만 정규성을 기각하지 않음. 가격 스프레드(spread_p)와 저장재고비용 추세(inven), 안동 폭염일수(hd_an)는 데이터에 0 값이 많이 포함되어 있어 분포가 집중되어 있는 형태임.
 - 저장재고비용 추세(inven)는 사과 저장·출하되는 12월부터 6월 구간에만 존재하는 값이고, 제품 구조이므로 분포는 우측으로 쏠려있음.
 - 가격 스프레드(spread_p)는 전년 11월 가격 대비 t-1기의 상댓값으로 수확·출하되는 7월부터 11월 구간은 0 값으로 처리되어 있음.

- 안동 폭염일수(hd_an)는 여름철 일부 발생하는 폭염에 대한 일수이기 때문에 분포가 집중되는 형태를 보임.

〈표 4-2〉 기초통계량

변수	평균	표준 편차	최솟값	최댓값	변동 계수	왜도	초과 첨도	Jarque- Bera
사과 도매가격 (price)	29,595	13,951	10,234	86,611	0.47	1.68	3.06	304.4***
도매시장 사과 반입량(q)	3,665	1,916	469	10,331	0.52	0.86	0.53	48.2***
가격 스프레드 (spread_p)	0.7	0.6	0	2.4	0.88	-0.08	-1.55	36.3***
저장재고비용 추세(inven)	11.7	15.9	0	49	1.36	1.23	0.20	92.0***
안동 적산온도 (at_5_an)	61,651	54,320	0	158,214	0.88	0.22	-1.57	40.1***
안동 강수일수 (rd_an)	8.1	4.4	0	23	0.54	0.76	0.28	35.2***
안동 폭염일수 (hd_an)	1.5	3.9	0	26	2.63	3.47	13.31	3,320.6***
안동 최대풍속 (wind_an)	7.6	1.6	4.5	14.2	0.21	0.83	0.71	48.8***
장수 적산온도 (at_5_j)	36,429	34,556	0	102,346	0.95	0.27	-1.61	43.3***
장수 최대풍속 (wind_j)	8.0	1.5	5	15.9	0.19	1.21	3.19	236.2***
장수 일조시간 (sun_j)	170.2	40.4	33.7	288.5	0.24	0.06	0.14	0.5

주: n=363, *** p<0.01.

자료: 저자 작성.

2.2. 추세와 정상성

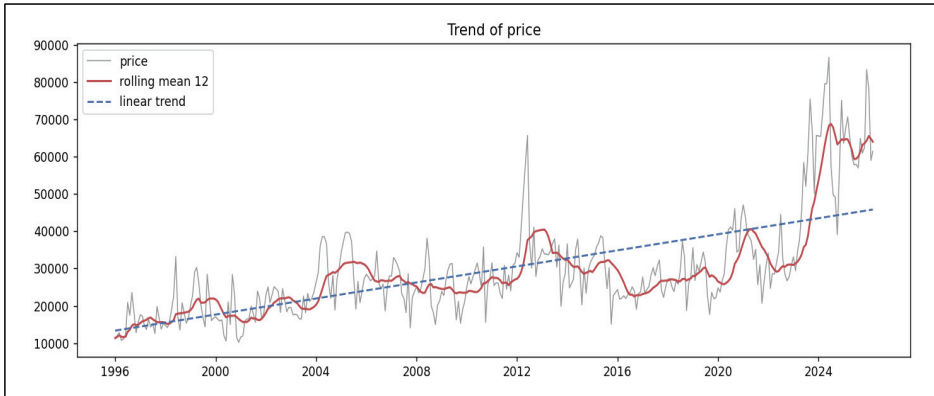
○ 사과 도매가격의 추세 시각화와 Mann-Kendall 검정을 각각 〈그림 4-1〉, 〈표 4-3〉에 정리하였음. 비모수 추세 검정 결과를 보면 Z값이 14.6으로 1% 유의수준에서 귀무가설을 기각해 시계열 데이터에 유의미한 추세가 있는 것을 확인함. 또한, 시계열 추세를 보면 우상향하고 있음을 볼 수 있음.

- 선형 기울기는 t기당 89.6으로 나타나 매월평균 89.6원씩 상승한 것으로 나타났고 연평균으로는 약 1,076원씩 상승하는 증가세가 확인됨.

○ 〈표 4-4〉의 단위근 검정 결과에서는 종속변수인 사과 도매가격(price)은 ADF와 KPSS 검정에서 시계열이 안정적이지 않은 것으로 확인되었음. 이는 직전 가격이 예측에 최적일 가능성이 높음에 따라 Naive 모형을 벤치마크로 삼을 필요가 있음을 의미함.

- ADF와 PP 검정은 단위근이 존재한다는 귀무가설이고, KPSS의 귀무가설은 시계열 데이터가 정상성을 가진다는 것임. 세 가지 검정을 제시한 것은 단일 검정의 한계를 보완하고, 강건한 결과를 확인하기 위함임.
- 다만, 종속변수인 가격과 같이 ADF와 KPSS는 시계열이 안정적이지 않으나 PP는 시계열에서 정상성이 확인되었음. 사과 가격 수준변수는 ADF와 KPSS 검정에서 비정상성, PP 검정에서 정상성으로 결과가 엇갈렸으나, 추세와 강한 자기상관이 함께 확인된 점을 고려하여 비정상 시계열로 판단하고 차분 변환을 적용하였음.
- 설명변수들은 다수의 검정에서 시계열이 안정적인 것으로 나타나 원시계열을 활용함.

〈그림 4-1〉 사과 도매가격 추세



자료: 저자 작성.

〈표 4-3〉 추세 검정 결과

지표	통계치	표준오차	p-value
선형 기울기	89.652***	5.167	0.000
결정계수(R^2)	0.455	—	
Mann-Kendall Z	14.609***	—	0.000

주: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

자료: 저자 작성.

〈표 4-4〉 단위근 검정 결과

변수	ADF	PP	KPSS
사과 도매가격(price)	0.7777	0.0016***	0.0100**
사과 도매가격 차분(Δ price)	0.0000***	0.0000***	0.1000
도매시장 반입량(q)	0.0787*	0.0000***	0.0313**
가격 스프레드(spread_p)	0.0000***	0.0000***	0.1000
저장재고비용 추세(inven)	0.0000***	0.0000***	0.1000
안동 적산온도(at_5_an)	0.0032***	0.0000***	0.1000
안동 강수일수(rd_an)	0.0004***	0.0000***	0.1000
안동 폭염일수(hd_an)	0.0418**	0.0000***	0.0298**
안동 최대풍속(wind_an)	0.0047***	0.0000***	0.0100**
장수 적산온도(at_5_j)	0.0077***	0.0000***	0.1000
장수 최대풍속(wind_j)	0.0000***	0.0000***	0.0100**
장수 일조시간(sun_j)	0.0001***	0.0000***	0.1000

주 1) 제시된 값은 p 값이며, 소수점 다섯째 자리에서 반올림함.

2) *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

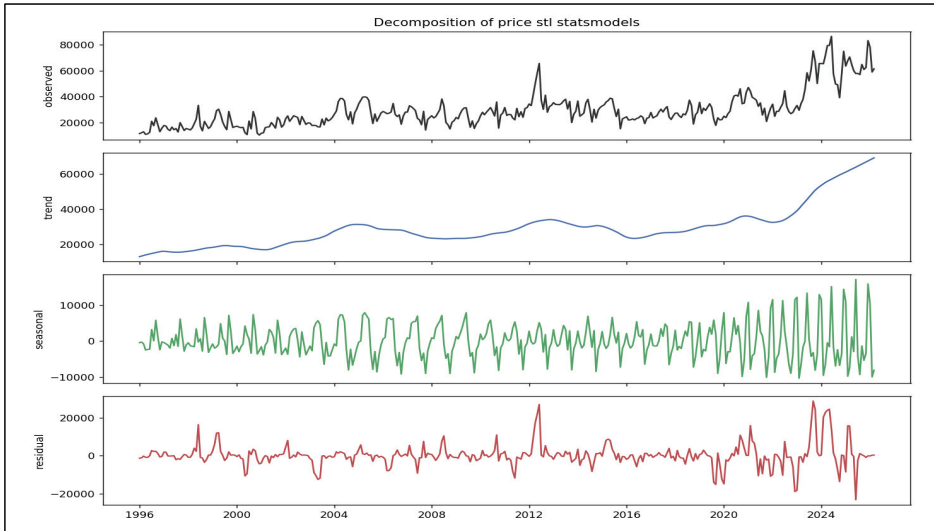
자료: 저자 작성.

2.3. 시계열 분해

○ 예측하고자 하는 사과 가격의 패턴을 파악하기 위해 STL(Seasonal and Trend decomposition using LOESS) 분해를 진행하였고 <그림 4-2>와 같이 시각화하였음. 분해 결과 추세 강도는 0.807, 계절 강도는 0.180으로 나타나 가격 변동은 계절 성분보다는 추세 성분으로 설명되며 Seasonal Naive의 예측은 제한적일 것으로 판단됨.

- 추세와 계절 강도는 Hyndman & Athanasopoulos(2021)에서 제시한 식으로 산출하였고, 식(3)과 같음. T_t 는 추세 성분, S_t 는 계절 성분, R_t 는 잔차 성분이고 Var 은 분산임.
- 추세 강도와 계절 강도에는 일반적으로 적용되는 공식 임계값이 없으므로, 값의 절대적 기준보다는 두 성분의 상대적 크기를 중심으로 해석하였음. 추세 강도는 0.807, 계절 강도는 0.180으로 나타나 계절 성분보다 추세 성분이 상대적으로 강한 것으로 판단됨.
- STL 분해는 월별 자료의 계절주기인 12를 적용하고, 이상치의 영향을 완화하기 위해 robust 옵션을 사용하였으며, 그 외 파라미터는 기본값을 적용하였음.
- 다만, 약한 계절성이 존재하고 최근 계절 변동이 확대되고 있어 계절 성분을 갖고 있는 예측 모델의 활용은 필요함.

〈그림 4-2〉 사과 도매가격 STL 분해 결과



자료: 저자 작성.

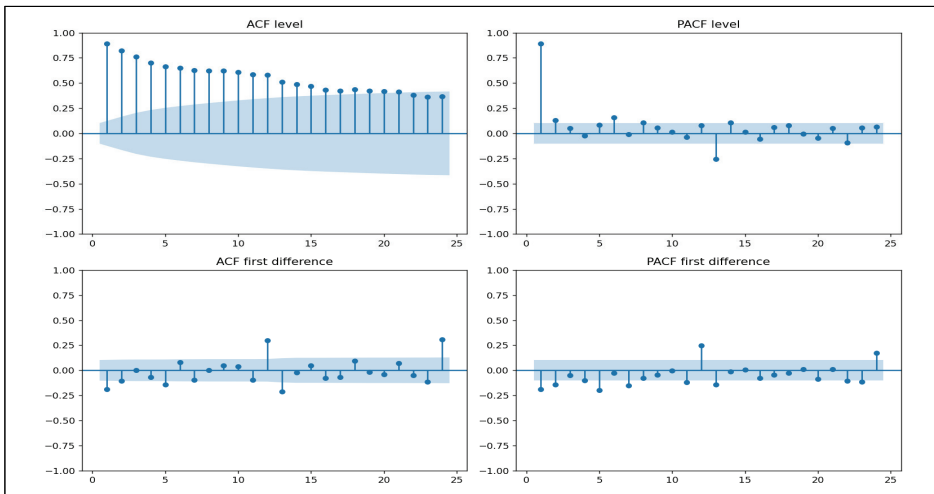
- 잔차 성분은 과거엔 비교적 안정적인 변동을 나타냈으나 2020년 이후를 시작으로 2023년과 2024년에 큰 변동이 집중적으로 포착되었음. 이는 추세와 계절 성분으로 설명되지 않은 변동이 최근에 뚜렷하게 확대되고 있음을 의미함.
- 계절과 잔차 성분이 동반해 확대됨은 이분산 구조를 의심할 수 있으며, 최근 추세의 상승과 계절·잔차의 변동성 확대는 이전과 다른 국면 양상을 보이는 것을 시사함.

2.4. 자기상관 및 동학적 특성

- 사과 도매가격의 자기상관 여부를 파악하기 위해 ACF와 PACF를 확인하였고, 그 결과는 〈그림 4-3〉에 정리하였음. 레벨 변수의 ACF를 보면 강한 자기상관과 시간적 종속성이 확인되어 장기 의존성을 갖고 있는 것을 확인함.

- PACF 결과 시차1에서 강한 상관을 보여 naive가 좋은 벤치마크 모델로 판단됨.

〈그림 4-3〉 사과 도매가격 ACF와 PACF 결과



자료: 저자 작성.

○ 추가로 비선형, 변동성, 장기기억 등의 동학적 특성을 살펴보기 위해 맥리어드-리(McLeod-Li), BDS, Engle ARCH-LM, 허스트 지수(Hurst Exponent) 등을 검정하였고, 그 결과는 <표 4-5>로 제시함. 해당 검정들을 통해서 비선형 종속이 존재하고, 강한 장기기억, 이분산 등이 존재하는 것을 확인해 머신러닝과 딥러닝 알고리즘 도입이 필요함을 시사함.

- 맥리어드-리 검정과 ARCH-LM 검정은 자기회귀 이분산을 검정하는 방법으로 각 귀무가설은 자기상관이 없다와 ARCH 효과가 없다임. 검정 통계량 산출 결과 두 검정에서 모두 귀무가설을 1% 유의수준에서 기각해 조건부 이분산이 존재함.
- BDS 검정은 시계열 데이터가 선형인지 비선형 또는 무작위성을 가진 형태인지를 확인하는 검정으로 귀무가설은 데이터가 i.i.d를 따른다는 것임. 검

정 결과 5.396으로 1% 유의수준에서 귀무가설을 기각해 비선형이 존재함을 확인함.

- 허스트지수는 데이터의 과거 추세가 미래에도 지속될 가능성이 높다는 것을 지표로 측정한 것으로 0.5이면 랜덤워크(Random Walk)이고, 0.5 초과 1 미만이면 과거 추세가 미래에도 지속될 가능성이 있다는 것을 뜻함. 0.5 미만은 데이터가 평균값으로 회귀하려는 성질을 가진다고 해석할 수 있음. 허스트지수 산출 결과 사과 도매가격은 장기기억성이 존재하는 것으로 나타남.

〈표 4-5〉 동학적 검정 결과

검정	통계량	p-value	비고
McLeod-Li	84.395***	0.000	시차 12
Brock-Dechert-Scheinkman(BDS)	5.396***	0.000	차원 2
Engle ARCH-LM	56.418***	0.000	시차 12
Hurst Exponent	0.936	-	-

주: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

자료: 저자 작성.

2.5. 종속변수와 설명변수 관계

○ 종속변수인 사과 도매가격과 설명변수들 간의 관계를 파악하기 위해 피어슨 상관계수(Pearson r), 상호정보량(Mutual Information, MI), 분산팽창계수(Variance Inflation Factor: VIF) 등을 〈표 4-6〉과 같이 검토하였음.

○ 반입량(q)의 상관계수는 -0.349로 공급이 늘면 가격이 하락하는 역수요관계를 보이는 것으로 나타났으며, 상호정보량도 가장 높은 0.171을 나타내 강한 설명변수임을 확인하였음. VIF 값도 낮은 수준으로 다중공선성 문제는 없을

것으로 판단함.

○ 가격 스프레드(spread_p)는 반입량 다음으로 높은 0.199의 상관관계를 보이는데, 저장수익률이 높으면 가격도 높은 관계를 보이고 있음. MI 값도 두 번째로 높아 가격과 정보를 공유하는 설명변수로 나타났는데 이는 가격을 가공하여 생성한 변수이기 때문으로 판단됨. 그럼에도 VIF 값은 3.736으로 다중공선성 문제를 유발하지 않는 것으로 나타남.

○ 재고저장비용 추세(inven) 변수는 유의한 0.124의 양의 상관관계를 나타내는데, 이는 저장기간이 경과할수록 저장비용이 누적되고 이를 보상받기 위해 가격이 상승하는 차익거래 균형 관계로 볼 수 있음. MI값은 가격 스프레드와 달리 0.009로 가격과 공유하는 정보가 적어 저장·출하 시점에 한정된 구조적 신호 정도를 기대할 수 있음. VIF 값도 낮은 수준이라 심각한 다중공선성 문제는 발생하지 않을 것으로 확인됨.

○ 기상 변수들은 모두 약한 상관관계를 보이는데, 이는 단기적인 영향보다는 개화, 비대, 수확까지의 생물학적 시차를 거쳐 영향을 주기 때문으로 파악됨. 또한, MI 값의 낮은 편이고 안동 강수일수와 폭염일수는 값이 0으로 가격과 공유하는 정보가 아예 없는 독립적인 형태로 나타났음.

○ 기상변수 대부분은 VIF이 5 미만으로 다중공선성 문제를 발생하지 않을 것으로 나타나나 안동지역 적산온도와 장수지역 적산온도는 10 이상으로 심한 다중공선성을 보이고 있음.⁶⁾

- 적산온도는 다른 하나를 제거하거나 결합한 단일 시계열로 변환하는 등의

⁶⁾ 일반적으로 VIF 값이 5 또는 10을 초과하면 문제가 될 정도의 다중공선성이 발생한다고 알려져 있음 (James et al., 2013).

처리가 필요함.

〈표 4-6〉 종속변수와 설명변수 관계

변수	Pearson's r	MI	VIF
도매시장 반입량(q)	-0.349***	0.171	1.654
가격 스프레드(spread_p)	0.199***	0.105	3.736
저장재고비용 추세(inven)	0.124**	0.009	2.982
안동 적산온도(at_5_an)	-0.072	0.053	237.665
안동 강수일수(rd_an)	0.018	0.000	1.418
안동 폭염일수(hd_an)	0.105**	0.000	1.427
안동 최대풍속(wind_an)	-0.104**	0.027	1.317
장수 적산온도(at_5_j)	-0.071	0.034	255.976
장수 최대풍속(wind_j)	-0.217	0.072	1.107
장수 일조시간(sun_j)	-0.077	0.018	1.491

주: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

자료: 저자 작성.

2.6. 예측모형 설정 함의

○ 앞선 내용들을 종합해 보면 사과 도매가격은 단일모형에서 포착하기 어려운 이질적 특성들을 갖고 있음. 강한 추세와 약한 계절성, 강한 자기상관, 비정상성, 조건부 이분산, 비선형, 장기기억, 그리고 구조변화 등이 공존하고 있음.

- 최근 가격 수준은 추세가 상승, 계절성과 잔차가 확대됨에 따라 새로운 국면으로 변화한 것을 도출할 수 있었음.
- 또한, 설명변수로 구축했던 변수들 중에서 일부 변수의 다중공선성 문제가 발생함에 따라 이를 재검토하여 구성할 필요가 있음.

○ 먼저, 시차 1의 높은 자기상관과 비정상성을 나타내는 특징과 1년 주기의 약

한 계절성을 갖고 있는 결과를 바탕으로 Naive와 seasonal naive를 기준 모형으로 설정하고자 함.

○ 수집한 데이터 특성에 따라 단일 분야의 모형을 활용하기보다는 통계적 시계열 모형과 머신러닝, 딥러닝 모형 등으로 구축해 각 모형에서 포착하지 못하는 부분을 반영해 예측을 높이는 것이 필요하다고 판단되었음.

- 구조변화가 존재함에 따라 이를 반영하고, 계절성, 특정 국면의 구조 신호 등을 반영할 수 있는 시계열 모형을 통한 예측 모델 구축이 필요하다고 판단됨.

- 또한, 자기상관과 동학적 특성을 분석한 결과 비선형 종속이 확인되고, 장기기억 등이 확인됨에 따라 머신러닝과 딥러닝에 기반한 알고리즘을 고려해 데이터가 갖고 있는 비선형과 복잡한 구조를 상호작용하여 포착할 필요가 있음.

○ 변수 측면에서는 선정한 적산온도가 다중공선성 문제를 갖고 있기 때문에 이를 해결할 필요가 있음. 따라서, 이를 단순 결합하거나 하나를 제거하는 방식보다는 예측하고자 하는 사과 가격은 시기별 품종 가격이 다르게 결합된 단일 시계열이기 때문에 이에 맞게 안동과 장수 지역의 적산온도를 가공할 필요가 있음.

- 그 시점의 가격이 형성되는 품종의 주산지 적산온도를 생육단계인 개화와 비대 시기의 변수로 나누고, 각 변수가 품종에 맞게 설정되도록 두 지역의 데이터를 시계열 형태로 결합하였음.

- 이를 통해 기존 변수의 다중공선성 문제를 구조적으로 회피하고, 가격 예측에 영향을 주도록 설정할 필요가 있음.

3. 변수 설정

○ 앞서 고려했던 사과 가격과 관련된 데이터 수집 그리고 EDA 결과를 바탕으로 실제 예측모형에 투입할 변수를 설정하고자 함. 종속변수 변환, 재고 관련 변수 구성, 적산온도 재구성, 계절성과 명절 변수 설정 방식 등을 제시하고, 최종적으로 모형 계열별로 투입변수를 제시하고자 함. 이때, 데이터의 단위와 출처 등은 제1절의 내용을 따름.

3.1. 종속변수와 설명변수 구성

○ 먼저, 종속변수는 앞선 <표 4-4>의 단위근 검정 결과에 따라 비정상 시계열이기 때문에 로그차분을 진행하여 예측에 활용하고자 함. 그러나 이 변환을 모든 모델에 적용하지 않고 모형 계열의 특성에 따라 적용하였음.

- 통계적 시계열 모델의 경우 데이터의 정상성이 전제이므로 로그차분된 가격 변수를 활용하고, 트리 계열 모형(비딤러닝 모형)과 딤러닝 모형은 분포의 가정을 전제하지 않고, 과거 시차를 직접 활용하거나 시간 종속성으로 학습하기 때문에 원가격을 그대로 활용함⁷⁾.

- 독립변수(피처변수)는 시계열 모형의 경우 모든 독립변수가 수준 정상성이기 때문에 원수준 그대로 활용하였고, 그 외는 스케일링을 적용해 진행함.

○ 사과 저장기 관련 재고저장과 출하와 관련해서는 일부 추정은 하고 있으나 연

⁷⁾ 딤러닝은 머신러닝의 하위개념이자 머신러닝에 포함되는 개념임. 그러나, 특화된 개념이기 때문에 머신러닝 용어 사용에 대한 혼란이 있을 수 있기 때문에 구분하여 사용할 필요가 있었음. 따라서, 딤러닝 모형과 구분된 머신러닝 모형을 비딤러닝 또는 트리 계열 모형으로 본 연구에서는 사용함.

속성이 없고, 공식적인 통계 데이터가 존재하지 않기 때문에 편의수익(convenience yield) 개념을 도입하여 저장수익을 대리할 수 있는 가격 스프레드(spread_p), 저장비용은 저장재고비용 추세(inven) 변수를 생성하여 예측모형에 투입하였음.⁸⁾

- 가격 스프레드는 실현된 저장수익을 의미하며, t-1기 가격을 전년 수확기인 11월 가격으로 나눈 값으로 사과를 저장하고 출하함으로써 얻게 되는 수익으로 설정함.
- 저장재고비용 추세는 저장·출하기인 12월을 1로, 6월을 7로 하여 순차적으로 시간 인덱스를 생성하고 이를 제공한 값을 이용하였음. 제공 형태를 채택한 이유는 저장기간이 길어질수록 한계 저장비용이 체증하는 것을 반영하기 위해 근사한 형태임.⁹⁾ 이 변수는 저장·출하기 특정 국면을 식별하는 구조적 신호 기능을 함.
- 구성한 두 변수는 예측에서 상호보완적으로 작동하고, 이들을 조합함으로써 사과 저장·출하의 의사결정 효과를 간접적으로 반영하고자 하였음.

○ EDA 분석에서 안동지역과 장수지역의 적산온도는 심한 다중공선성 문제를 갖고 있음을 확인함에 따라 변수의 재구성이 필요하다고 판단하였음. 단순히 변수를 제거하거나 결합하는 대신 품종과 생육단계 구조에 맞게 개화기와 비대기 변수로 구성하고, 각 변수의 시계열은 각 품종에 해당하는 생육연도에 맞게 후지와 쓰가루는 안동, 홍로는 장수로 설정하고 이를 결합하였음.

- 적산온도(Growing Degree Days: GDD)는 작물의 성장 속도를 생리적

⁸⁾ 편의수익은 Kaldor(1939)에서 언급한 개념으로 상품의 가격이나 수요에 급격한 상승이 발생할 때 보유한 재고를 이용하여 생산일정을 유지하고 대응비용을 최소화함으로써 얻게 되는 편익을 말함(김수현 외, 2014).

⁹⁾ Working(1949), Nahmias(1982)에서는 저장비용이 비선형이고 볼록한(convex) 구조를 시사함에 따라 본 연구에서는 단순한 볼록형태의 제공량을 저장재고 비용의 추세로 활용함.

시간으로 표현한 값임. 누적 열량으로 발육 단계를 근사하여 개화·착화·비대·성숙 등 시기를 예측하는 표준 지표로 널리 활용됨(Fotouo Makouate & Zude-Sasse, 2025).

- 개화기는 3~5월 적산온도 합으로 설정하며, 11~6월은 후지 품종이므로 11, 12월은 그 해 3~5월 안동 적산온도의 합, 1~6월은 전년 3~5월의 합으로 11월부터 6월까지 동일한 안동 지역의 적산온도 합으로 구성됨. 쓰가루는 7~8월로 당해 년 3~5월의 안동 적산온도 합으로 구성함. 9-10월은 홍로로 장수 지역의 적산온도 3~5월 값으로 생성하고, 이를 개화기 적산온도로 구성함.
- 비대기는 6~8월의 적산온도 합으로 개화기와 동일하게 후지인 11~6월은 전년의 6~8월의 안동 적산온도의 합으로 구성하고, 7~8월은 쓰가루로 안동 적산온도로 하되, 7월은 6월의 적산온도만, 8월은 6~7월의 적산온도 합으로 구성함. 9~10월의 홍로는 장수 지역의 6~8월의 적산온도 합으로 구성하여 비대기 시계열을 구축함.
- 개화기를 3~5월로 설정한 이유는 대체로 4월이 사과가 꽃이 피는 시기이고, 3월은 발아 및 개화 준비기의 초봄 영향, 5월은 만개 이후 초기 착과 안정까지를 반영하기 위해 설정함. 비대기의 경우 여름철인 6~8월의 기상이고실 비대에 영향을 주기 때문에 이 구간의 누적을 설정하였음.
- 이 구성을 통해 원 적산온도 사용에 따른 다중공선성 문제를 해결하고, 적산온도가 작황과 품질에 영향을 주는 기온 정보를 유지·반영함. 그리고 품종마다 온도 수준대가 다르기 때문에 품종별 z-score 정규화로 진행함.

○ 또한, 기상변수는 가격 데이터가 여러 품종이 결합된 시계열이기 때문에 해당 월의 품종과 무관한 기상 요인들은 모두 0으로 처리하여 품종과 산지 기상 구조를 맞추도록 함.

- 1절 자료에서 언급하지 않은 계절성을 추가로 구성하였음. 계절성은 모형에 따라 두 가지로 나타내었는데, 트리 계열 모형과 딥러닝 모형은 EDA 결과 약한 계절성임에도 불구하고 최근 그 변동성이 확대됨에 따라 푸리에 변환으로 고려하였고, 시계열 모형은 계절 성분이 내장되어 있는 모형을 활용하였음.
- 명절효과는 설날과 추석 시기를 고려하여 구성함. 명절에는 제수용으로 사과가 많이 사용됨에 따라 이를 모형에 고려할 필요가 있었고, 설날과 추석에 소비되는 사과 품종이 다르기 때문에 별도의 변수로 구분하였고, X-13ARIMA-SEATS의 이동명절 회귀변수와 같은 원리로 구성하여 반영함.
 - 단순히 각 명절이 포함된 달을 더미로 이용하기보다는 명절 이전 선물 또는 구매되는 소비패턴에 따라 명절일 기준 이전 2주를 설정하고 이 2주가 겹쳐있는 일수를 비율로 계산해 월 데이터에 반영하였음.

〈표 4-7〉 예측구조

예측 월	품종	반입량	스프레드	저장 추세	기상	개화기 적산온도	비대기 적산온도
1월	후지	전년 12월	전년 12월 /전년 11월	4	전년 12월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
2월	후지	1월	1월 /전년 11월	9	1월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
3월	후지	2월	2월 /전년 11월	16	2월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
4월	후지	3월	3월 /전년 11월	25	3월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
5월	후지	4월	4월 /전년 11월	36	4월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
6월	후지	5월	5월 /전년 11월	49	5월	전년 3~5월 합 (안동)	전년 6~8월 합 (안동)
7월	쓰가루	6월	0	0	6월	3~5월 합 (안동)	6월 (안동)
8월	쓰가루	7월	0	0	7월	3~5월 합 (안동)	6~7월 합 (안동)
9월	홍로	8월	0	0	8월	3~5월 합 (장수)	6~8월 합 (장수)
10월	홍로	9월	0	0	9월	3~5월 합 (장수)	6~8월 합 (장수)
11월	후지	10월	0	0	10월	3~5월 합 (안동)	6~8월 합 (안동)
12월	후지	11월	11월 /전년 11월	1	11월	3~5월 합 (안동)	6~8월 합 (안동)

주: 기상은 강수일수, 폭염일수, 최대풍속, 일조시간을 의미하며, 명절과 계절성은 각 연도에 맞게 설정함.
자료: 저자 작성.

5

사과 가격 예측모형 구조

1. 분석 모형

- 예측모형은 앞선 데이터 탐색을 바탕으로 기본모델은 Naive와 Seasonal Naive로 설정하고, 시계열 모형은 UCM(Unobserved Components Model)과 Prophet을 선정함. 트리 계열 모형으로는 예측성능이 검증되어 널리 이용되는 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)와 CatBoost(Categorical Boosting)를 선택하였고, 딥러닝 모형은 최근 우수한 성능을 보인 TFT(Temporal Fusion Transformer)와 TiDE(Time-series Dense Encoder)를 이용함.
- 본 연구에서는 서로 다른 가정과 강점을 가진 세 가지 계열의 모델들을 적용하여 사과 가격 예측모형의 예측력 비교를 도모하고자 함.

1.1. 기준모형

- 사과 가격 데이터의 강한 시간적 지속성과 비정상성은 직전값 자체가 강한 예측을 나타내므로 Naive를 먼저 설정함. 이와 더불어 약한 계절적 특징을 보이지만 그 변동은 최근 확대되고 일반적으로 농산물 가격에서는 계절성이 포착되기 때문에 Seasonal Naive를 추가하기로 함.
- Naive와 Seasonal Naive는 식(3)과 같이 표현되며, Naive는 직전 시점 가격을 예측치로 활용하는 임의보행(Random Walk)이고, Seasonal Naive는 직전 동월의 가격이 예측치인 계절적 임의보행임. y 는 종속변수인 도매가격이고, m 은 직전 동월을 나타내는 1년 전을 의미함.

$$\hat{y}_{t+1} = y_t, \quad \hat{y}_{t+1} = y_{t+1-m} \quad \text{식(3)}$$

1.2. 비관측요소모형(UCM)

- 복수의 구조변화와 추세와 계절 성분이 시간이 지남에 따라 다른 국면을 보임에 따라 이를 허용한 예측모형 구축이 필요하다고 판단함. 이를 위해 Harvey(1990)의 비관측요소모형(Unobserved Components Model)을 활용함.¹⁰⁾
- UCM은 구조적 시계열 모형으로도 불리는데, 추세, 계절성, 순환, 불규칙 등

¹⁰⁾ 다른 명칭으로 구조적 시계열 모형(Structural Time Series: STS)이라고 하고, 본 연구에서는 이 둘을 혼용해서 이용함.

비관측 성분의 합으로 분해해 상태공간(State Space) 형태로 변환하고 칼만 필터(Kalman Filter)를 통한 최대우도법(MLE)으로 추정되는 모형임. 이때, 식(4)와 같이 나타냄. x 는 설명변수를 의미함.

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{j,t} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, \sigma_\epsilon^2) \quad \text{식(4)}$$

- 수준 성분(μ_t)과 추세 성분(ν_t)은 식(5)와 같이 나타내고, 계절 성분(γ_t)은 식(6)과 같음. 수준 성분은 국소선형추세로 확률보행을 따르고, 계절성분은 확률적 변동임.

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \nu_{t-1} + \xi_t, \quad \nu_t = \nu_{t-1} + \zeta_t \quad \text{식(5)}$$

$$\gamma_t = - \sum_{j=1}^{m-1} \gamma_{t-j} + \omega_t \quad \text{식(6)}$$

1.3. Prophet

○ UCM과 마찬가지로 복수의 구조변화를 변화점 기반으로 구간 추세를 자동으로 포착 가능한 Prophet 모형을 이용함. Prophet은 Tayler & Letham(2017)이 제안한 분해 기반 가법(Additive) 모형으로 시계열 예측에 주로 활용되는 모형임.

- 결측치나 이상치, 추세 전환 등에 강건하고, 변화점과 계절성을 자동으로 포착할 수 있는 것이 이 모형의 장점임.
- Prophet은 식(7)과 같으며, 추세($g(t)$)와 계절 모듈($s(t)$)은 식(8)과 식(9)

임. 계절 요인은 푸리에 급수로 근사하는 형태임.

- 식(8)에서 k 는 기본성장률, δ 는 각 변화점의 성장률 조정벡터, $a(t)$ 는 활성화된 변화점 지시벡터, 그 외 b_0 , ψ 는 추세와 연속성을 맞추는 오프셋 항임.
- 식(9)에서 N 은 푸리에 차수, a 와 b 는 푸리에 계수, P 는 계절주기를 의미함.

$$y(t) = g(t) + s(t) + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j(t) + \epsilon_t \quad \text{식(7)}$$

$$g(t) = (k_0 + a(t)^\top \delta)t + (b_0 + a(t)^\top \gamma) \quad \text{식(8)}$$

$$s(t) = \sum_{n=1}^N [a_n \cos(\frac{2\pi n t}{P}) + b_n \sin(\frac{2\pi n t}{P})] \quad \text{식(9)}$$

1.4. 트리 계열 모형(XGBoost, CatBoost)

○ Chen & Guestrin(2016)이 제안한 XGBoost와 Prokhorenkova et al.(2018)이 확장한 CatBoost는 경사 부스팅(Gradient Boosting)을 통해 약한 회귀 트리를 순차적으로 더해 잔차를 줄이는 방식으로 분포 가정 없이 변수 간 비선형 관계와 상호작용 등을 포착할 수 있음. 사과 가격의 비선형 종속을 학습하기 위해 해당 모형을 이용함.

- XGBoost는 식(10)과 같고, K 개의 회귀 트리의 합으로 예측됨. 학습은 K 개 트리를 한 번에 하지 않고, 매 단계마다 하나씩 더하는 가법적 형태로 진행하고, s 번째 예측은 직전 예측에 학습률(η)만큼 더해져 갱신되는 형태임. f_s 는 s 단계에서 더해지는 회귀트리, X 는 입력 벡터로 설명변수 벡터를 의미함.

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^K f_k(X_t), \quad \hat{y}_t^{(s)} = \hat{y}_t^{(s-1)} + \eta f_s(X_t) \quad \text{식(10)}$$

- CatBoost는 XGBoost와 마찬가지로 식(10)과 같은 가법 구조로 예측하나 예측 이동(Prediction Shift)의 편의를 식(11)과 같은 순서형 부스팅(Ordered Boosting)으로 교정함. 표본에 무작위 σ 순열을 부여하고, 추정할 때 이전 표본만으로 학습한 $M_{\sigma(t)-1}$ 를 이용해서 진행함.
- 순서형 부스팅은 소표본 환경에서도 안정적으로 작동함. l 은 손실함수, g 는 모형으로 평가한 관측 t 의 그래디언트 값임.

$$g_t = \partial_{\hat{y}} l(\hat{y}, M_{\sigma(t)-1}(X_t)) \quad \text{식(11)}$$

1.5. TFT

○ Lim et al.(2021)이 개발한 TFT는 다양한 스케일의 시간적 관계를 학습하기 위해 국소적 처리를 위해 순환 레이어(Recurrent Layers)와 장기적 의존성을 위한 셀프 어텐션 레이어(Self-attention Layers)를 이용하는 모형임. 앞서 높은 허스트 지수, 비선형성, 조건부 이분산 특징을 가진 데이터 특성에 따라 해당 모델을 채택함. 전체 기본 구조는 <그림 5-1>과 같음.

- 식(12)는 먼저 각 시점에서 입력 변수들에 대해 변수선택망(Variable Selection Network, VSN)이 가중치를 학습해 관련성이 높은 변수를 선별하는 것을 나타냄. 이때, 식(13)처럼 입력 a 를 선형변환 후 활성화함수 ELU 를 거쳐 다시 선형변환 후 η 를 생성함. 그 후 게이트 잔차망(Gated Residual Network: GRN)에 통과시켜 변수를 선별하고, *softmax* 함수

를 통해 가중치 v_t 를 산출함.

$$v_t = softmax(GRN(\xi_t)), \quad \tilde{\xi}_t = \sum_{j=1}^m v_t^{(j)} GRN_j(\xi_t^{(j)}) \quad \text{식(12)}$$

$$\begin{aligned} GRN(a) &= LayerNorm(a + GLU(\eta)), \\ \eta &= W_2 ELU(W_1 a + b_1) + b_2 \end{aligned} \quad \text{식(13)}$$

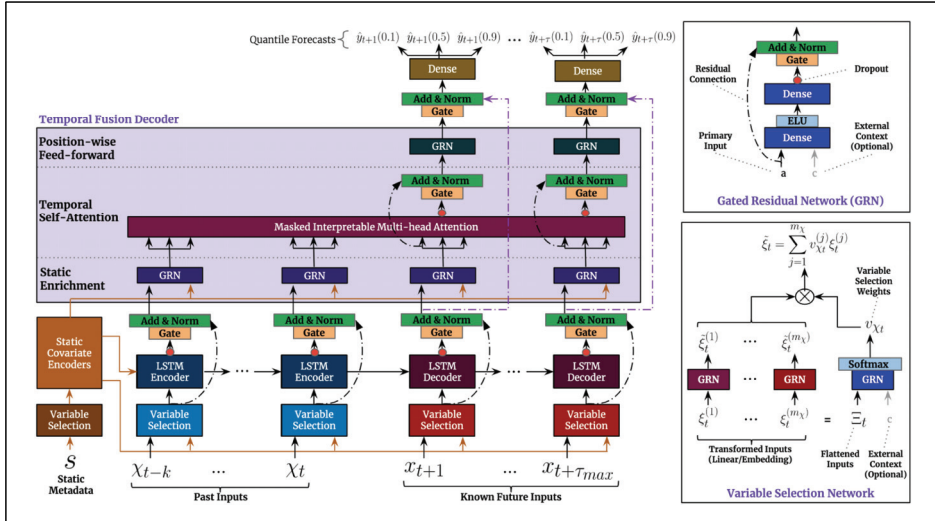
- LSTM로 정보를 변환하고 다시 복원하는 인코더-디코더 과정을 거쳐 장기 기억을 학습하는 식(14) 과정을 진행함. 여기서 Q, K, V 는 시점별 표현을 나타내는 행렬이고, d 는 K 의 차원임.

$$attention(Q, K, V) = softmax(\frac{QK^\top}{\sqrt{d}}) V \quad \text{식(14)}$$

- 최종 예측은 식(15)과 같이 진행하고, Q 는 예측 분위수 집합, q 는 분위임. 본 연구는 중앙 분위수 0.5로 점예측을 진행함.

$$\begin{aligned} \hat{y}_t^{(q)} &= W_q \Psi_t + b_q, \quad L = \sum_{q \in Q} \sum_t QL(y_t, \hat{y}_t^{(q)}, q), \\ QL(y, \hat{y}, q) &= \max(q(y - \hat{y}), (q - 1)(y - \hat{y})) \end{aligned} \quad \text{식(15)}$$

〈그림 5-1〉 TFT 기본 구조



자료: Lim et al.(2021).

1.6. TiDE

○ TiDE는 Das et al.(2023)이 제안한 모델로 TFT를 포함한 트랜스포머 계열의 장기 예측의 한계 문제를 대안으로 개발되었음. 트랜스포머의 핵심 메커니즘인 어텐션(Attention)은 계산량의 비대화, 많은 파라미터 대비 소표본의 과적합 문제 등을 해결하기 위해 다층 퍼셉트론(MLP)으로 경량화해 트랜스포머 계열과 동등하거나 우수한 예측력을 제시함. 기본적인 구조는 〈그림 5-2〉와 같음.

- TiDE의 잔차블록(Residual Block)은 식(16)과 같음. 레이어가 깊어질수록 성능 저하 문제를 해결하기 위해 입력값을 출력값에 더해주는 형태임. 식(17)와 같이 고차원의 변수를 저차원 표현($\tilde{x}_t$)으로 압축하는 과정을 진행함. a 는 블록의 입력, b 는 편향을 의미함. w 는 비선형 가중치 값임.

$$ResBlock(a) = W_s a + Dropout(W_2 a + b_1) + b_2 \quad \text{식(16)}$$

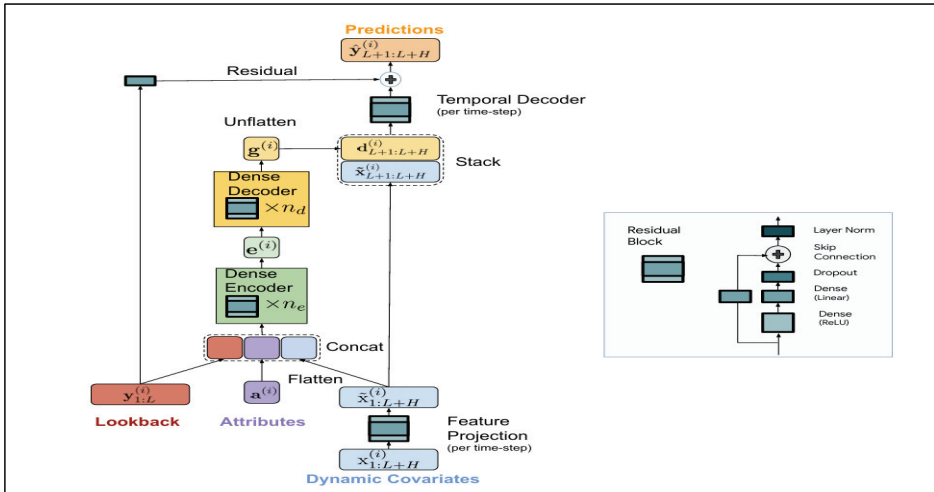
$$\tilde{X}_t = ResBlock(X_t) \quad \text{식(17)}$$

- 이후 종속 변수의 구간 정보와 공변량 등을 벡터로 구성 후 정보를 변환하고 복원하는 과정을 거쳐 식(18)과 같이 중간 예측값 d 를 산출함. 이후 전역 선형 잔차를 더해 추세와 지속성을 보강한 최종 예측치를 산출하고 식(19)처럼 표현됨. e 는 입력 데이터를 인코더로 압축한 잠재표현, d 는 잠재표현이 디코더를 통해서 산출된 예측값을 의미함.

$$e = Encoder(y_{t-L:t}; \tilde{X}_{t-L:t+1}; s), \quad d = Decoder(e, \tilde{X}^{t+1}) \quad \text{식(18)}$$

$$\hat{y} = d + W_{res} y_{t-L:t} \quad \text{식(19)}$$

〈그림 5-2〉 TiDE 기본 구조



자료: Das et al.(2023).

2. 모형 학습 및 평가체계

2.1. 모형 학습 과정

- Naive와 Seasonal Naive를 제외한 모형은 모두 Optuna 패키지의 TPE(Tree-structured Parzen Estimator)를 표본추출기로 이용하여 RMSE를 최소화하도록 하이퍼파라미터 탐색을 진행함.
- 탐색에서의 성능 평가는 시계열 자료의 시간적 순서를 보존하는 시계열교차검증을 진행하였음.
- 트리 계열 모형은 5-폴드로 분할해 롤링 교차검증 하는 방식으로 진행하였고, 시계열 모형과 딥러닝 모형은 훈련셋의 10%를 검증셋으로 두고, 이를 롤링 검증하는 형태로 진행하였음.
- 모형별 하이퍼파라미터는 모형의 학습, 비선형 포착, 과적합 방지 등을 목표로 3~7개 정도를 탐색 대상으로 설정하고, 이를 범위 내에서 RMSE를 최소화하는 조합을 탐색함.

2.2. 예측평가지표

- 모형 구축에 이용한 데이터의 시계열 길이는 1996년 8월부터 2026년 3월까지 총 356개의 관측치임. 그 중 훈련 데이터와 테스트 자료 비율은 9:1로 설정하여 1996년 8월부터 2023년 3월까지의 320개 관측치를 학습에 이용하고, 2023년 4월부터 2026년 3월까지의 36개 관측치를 모형 평가에 활용함.
- 일반적으로 8:2 비율로 설정하나, 사과 가격 추세를 보면 2023년 1분기부터 가격 수준이 이전과 다른 패턴을 보이고, 2023년 6월에 구조변화가 탐

지되었기 때문에 학습된 모형의 강건성과 적응력을 검증하기 위해 9:1로 진행함.

○ 테스트셋 데이터를 평가하는 방식은 확장 윈도우 기반 예측 시점 이동 (rolling origin expanding window)으로 진행하였음. 매번 t시점까지 데이터를 이용해 모형을 다시 적합하고, 그 모형으로 t+1을 예측하는 형태로 진행해 실제 운영 환경에 맞춰 평가하도록 하였음.

- 일반적으로는 학습된 최종 모형을 한번 학습한 상태로 고정하고, 여러시점을 예측하는 고정 윈도우(fixed-window) 또는 홀드아웃(hold out) 방식을 이용해 추가적인 연산비용 없이 간편하게 평가를 진행하나 이러한 방식은 실제 운영을 목표로 두고 있는 상황과는 맞지 않음.
- 이러한 테스트셋 평가 방식을 통해 표본 외 성능을 보다 안정적으로 평가하여 선정 모형이 적합한지도 판단하고자 하였음.

○ 모형의 예측성능지표는 RMSE, MAE, MSE, MAPE, MDA의 5개 지표로 비교하고자 하였고, RMSE와 MSE로는 큰 오차에 민감한 지표, MAE는 절대 오차의 평균, MAPE는 백분을 기준 상대 오차, MDA로는 가격의 등락 방향을 맞춘 비율로 평가하고자 함.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad \text{식(20)}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad \text{식(21)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad \text{식(22)}$$

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad \text{식(23)}$$

$$MDA = \frac{100}{n-1} \sum_{t=2}^n 1[\text{sign}(y_t - y_{t-1}) = \text{sign}(\hat{y}_t - y_{t-1})] \quad \text{식(24)}$$

○ 추가로 모형 간 예측 성능의 차이가 통계적으로 유의한지 Diebold-Mariano(DM) 검정을 진행하였고, 소표본에서 DM 통계량이 과대 기각되는 경향을 보정하기 위해 Harvey et al.(1997)에서 제시한 방식으로 수정을 적용하였음.

- 모형 A와 B의 시점별 예측과 손실함수 $g(\cdot)$ 에 대한 차이는 식(25)과 같이 표현됨.

$$d_t = g(e_t^A) - g(e_t^B), \quad e_t^A = y_t - \hat{y}_t^A, \quad e_t^B = y_t - \hat{y}_t^B \quad \text{식(25)}$$

- 귀무가설은 손실차의 기댓값이 0인 것으로 $E[d_t] = 0$ 을 나타내는 것으로 DM 통계량은 식(26)와 같은 형태로 산출됨. $\bar{d}$ 는 손실차의 표본평균, γ_k 는 손실차의 시차 자기공분산, h 는 예측시차임.

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\widehat{Var}(\bar{d})}}, \quad \bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n d_t, \quad \widehat{Var}(\bar{d}) = \frac{1}{n} (\hat{\gamma}_0 + 2 \sum_{k=1}^{h-1} \hat{\gamma}_k) \quad \text{식(26)}$$

- 소표본에서의 과대기각 경향을 보정하기 위해 Harvey et al.(1997)의 수정을 적용하여 진행하며 계산은 식(27)와 같이 DM 통계량에 보정하는 형태로 진행함.

$$DM^* = \sqrt{\frac{n+1-2h+h(h-1)/n}{n}} \cdot DM \sim t_{n-1} \quad \text{식(27)}$$

6

사과 가격 예측모형의 성능평가

1. 모형 구축 결과

1.1. 하이퍼파라미터 탐색 결과

○ 하이퍼파라미터 탐색은 트리 계열과 딥러닝 모형은 각 100회, 시계열 모형은 50회 시도를 진행하고 RMSE를 최소화하는 조합을 선정한 결과 충분한 탐색에도 비교적 단순 및 보수적 구조로 수렴하여 조합을 탐색한 것으로 나타났음¹¹⁾.

- UCM은 수준 성분이 국소 수준(local level), 계절은 시간에 따라 변하지 않는 결정적 계절성, 자기회귀는 $AR(0)$ 으로 나타났는데, 로그차분 가격을 평탄화 수준의 고정된 계절성과 외생변수로 구성된 구조가 가장 최적으로 학습되었음.

11) 각 모형의 하이퍼파라미터 튜닝 결과는 부록에 정리하였음.

- Prophet은 26개의 변화점을 선택했으나 낮은 변화점 강도와 낮은 계절 강도로 계절진폭을 과하게 키우지 않는 방향으로 선정되었음. 이는 구조변화에 민감하게 반응하기 보다는 추세와 계절을 충실히 따라가는 쪽으로 학습되었음을 의미함.
- XGBoost는 비교적 복잡한 상호작용까지 학습하도록 되었으나 그 복잡성은 다수의 약한 트리로 분산시켜 과적합을 억제하는 방향으로 진행되었음.
- CatBoost는 XGBoost보다 개별 트리의 표현력을 낮추고 다양성을 키우는 방향으로 학습되었고, 소표본에서의 분산을 줄이는 방향으로 진행해 과적합을 우선 억제하는 조합으로 수렴하여 학습됨.
- TFT와 TiDE는 모두 적은 은닉 차원과 단일 주의 헤드, 단일 인코더 층을 선택하였는데 이는 본 연구에서 이용하는 소표본 데이터에 따라 과적합을 방지하는 방향으로 학습되었고, 데이터 표현력을 늘리기보다는 일반화 성능을 확보하는 쪽으로 수렴하였음.

○ 활용된 모델은 모두 복잡성을 확대시키기보다는 단순 및 경량화하는 방향이 일반화 성능에 더 유리함을 시사함. 다만, 향후 2023년 1분기부터 확대되는 변동성을 가진 데이터를 학습하게 되면 모델의 학습 방향은 달라질 수 있음.

1.2. 예측력 비교

○ 테스트 자료에 대한 각 예측은 <표 6-1>과 <그림 6-1>과 같이 정리하였음. 수준 오차에서는 UCM이 가장 우수하나 임의보행(Naive)의 예측력과는 큰 차이가 없는 것으로 나타남. 다만, 방향 정확도를 측정하는 MDA도 UCM이 가장 우수한 모델로 나타나 통계 시계열 모형이 사과 가격 예측에 가장 우수

한 모델로 확인됨.

- RMSE, MSE, MAE, MAPE 같은 수준오차를 보면 통계적 시계열 모형이나 복잡한 비선형 모형보다 오히려 단순한 Naive 모델의 예측력이 좋게 나타남. 탐색적 데이터 분석에서 나타난 약한 계절성은 Seasonal Naive의 예측력을 저하시키는 것으로 판단됨.

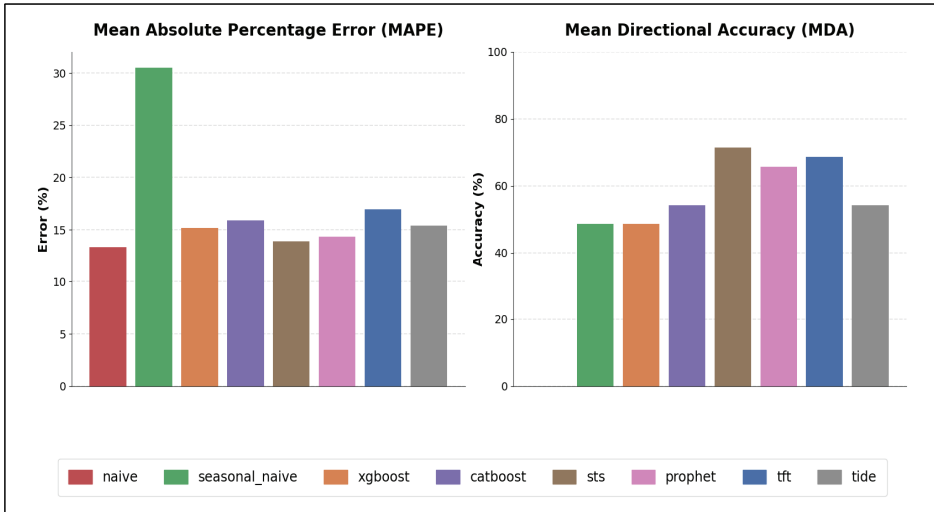
〈표 6-1〉 모형별 예측력 비교

모델	RMSE	MSE	MAE	MAPE	MDA
Naive	10,687.8	114,229,539.5	8,137.7	13.3	0.0
Seasonal Naive	23,087.9	533,049,467.4	19,026.4	30.5	48.6
UCM	10,687.1	114,214,671.6	8,429.0	13.9	71.4
Prophet	11,096.5	123,132,785.3	8,725.1	14.3	65.7
XGBoost	11,068.3	122,507,736.6	9,452.5	15.2	48.6
CatBoost	11,993.8	143,851,049.1	10,099.1	15.9	54.3
TFT	13,611.6	185,275,532.2	10,404.7	17.0	68.6
TiDE	11,268.3	126,975,443.7	9,127.1	15.4	54.3

자료: 저자 작성.

- 방향 정확도 MDA에서는 UCM, TFT, Prophet 순으로 방향 예측에서는 매우 우수한 것으로 나타남. Naive 모형은 예측값을 직전 가격과 동일하게 설정하므로 예측 변화량이 0이 되어 상승·하락 방향을 제시하지 못하며, 이에 따라 MDA가 0으로 산출되었음.

〈그림 6-1〉 모형별 MAPE와 MDA 비교



자료: 저자 작성.

○ 기존 모형과 예측력을 비교한 결과는 〈표 6-2〉와 같음. 기존 모형의 예측력은 MAPE 기준 25.4이고, 본 연구에서 구축한 6개 모형의 평균 MAPE는 13.6으로 기존 모형 대비 46.3% 개선되었음.

○ 12~6월의 저장기 평균과 7~11월 출하기 평균 예측력을 비교해 보면 저장기의 경우 기존 모형의 MAPE는 31.1, 6개 모형의 평균 MAPE는 11.6으로 62.6% 개선됨. 그러나 출하기의 경우 기존 15.8에서 17.1로 오히려 8.1% 성능이 저하된 것으로 나타남.

- 저장기의 예측력이 개선된 이유는 저장수익을 나타내는 가격 스프레드와 저장비용 추세를 나타내는 변수를 활용함에 따라 저장기 가격 예측에 유의미한 정보로 활용되었기 때문으로 판단됨.
- 반면 출하기 예측력이 기존보다 오히려 소폭 저하된 이유는 기존 반입량-가격 모형은 t기를 추정하나, 본 연구에서의 신규 구축 모형들은 t-1기의 반입량을 활용하여 반입량의 시점별 정보가 다르기 때문으로 판단됨.

○ 추가로 단경기에서 헛사과 출하기로 이어지는 6~8월 구간의 예측력을 별도로 검토한 결과, 기존 모형의 MAPE는 21.2였으며, 신규 6개 모형 평균 MAPE는 14.8로 나타나 기존 모형 대비 약 30.3% 개선되었음.

- 이는 저장사과 출하가 마무리되고 헛사과 출하가 시작되는 전환기에도 신규 예측모형이 일정 수준의 개선 효과를 보였음을 의미함.
- 특히 6~8월은 저장사과 잔여 물량, 헛사과 출하 시점, 조생종 작황, 기상 여건 등이 함께 작용하는 구간이므로, 향후에는 단순한 저장기·출하기 구분뿐만 아니라 저장기에서 수확기로 이어지는 전환기 특성을 별도로 고려한 모형 개선도 검토할 필요가 있음.

〈표 6-2〉 기존 모형과 예측력 비교(MAPE)

월	기존	Naive	Seasonal Naive	UCM	Prophet	XG Boost	Cat Boost	TFT	TiDE
2024-01	26.4	0.1	49.5	12.2	11.4	9.9	11.0	1.7	2.3
2024-02	26.9	0.3	55.0	3.2	2.0	5.4	8.9	6.3	3.6
2024-03	33.9	8.6	52.0	3.6	4.4	14.9	18.1	6.0	11.2
2024-04	40.7	10.0	52.4	4.9	5.3	15.9	19.7	12.1	12.2
2024-05	40.7	0.1	43.0	10.0	7.9	12.7	19.3	6.2	9.2
2024-06	45	8.1	32.5	0.8	2.7	15.6	19.6	6.4	10.5
2024-07	17	50.6	9.5	38.7	39.3	21.6	8.2	30.1	39.2
2024-08	7	15.7	22.6	9.3	6.6	21.6	19.6	11.1	32.3
2024-09	4.1	1.1	53.3	16.0	17.2	11.4	19.7	53.4	25.5
2024-10	2.2	25.7	72.1	13.5	11.3	29.0	21.8	22.9	60.5
2024-11	17.5	31.2	11.9	28.5	27.2	36.0	25.9	21.8	10.8
2024-12	38.2	24.2	12.5	15.6	14.8	27.8	22.5	11.1	19.3
2025-01	23.7	18.0	3.1	35.1	39.8	5.8	3.9	15.2	12.2
2025-02	28.6	6.2	3.6	13.5	13.4	10.7	11.7	17.9	1.8
2025-03	32.3	4.0	1.3	1.2	1.5	5.2	7.6	0.7	1.5
2025-04	27.5	8.9	22.5	12.9	13.4	12.8	7.2	13.0	13.3
2025-05	22.6	8.0	32.5	10.1	11.5	14.8	12.1	2.2	10.7
2025-06	19.6	3.9	49.8	2.9	5.6	17.0	9.7	7.6	20.2
2025-07	19.4	0.2	0.8	8.3	6.7	8.0	3.6	15.6	7.0
2025-08	19.4	1.7	12.7	28.1	18.3	10.6	5.7	19.5	4.0
2025-09	22.8	12.1	24.2	10.9	8.3	8.5	18.7	26.1	7.5
2025-10	24.2	6.4	35.8	6.7	21.2	0.9	13.9	0.5	0.3
2025-11	24.4	2.5	9.0	8.1	8.0	0.1	4.4	9.8	5.0
2025-12	43.9	25.0	9.9	14.4	15.2	16.0	18.2	20.5	22.3
2026-01	35.6	6.4	18.8	19.0	18.0	7.6	8.7	12.6	5.8
2026-02	18.7	32.7	14.9	31.7	37.0	16.6	19.2	25.0	24.3
2026-03	23.6	4.0	15.0	1.1	0.2	9.3	3.1	0.3	5.1
평균	25.4	11.7	26.7	13.3	13.6	13.5	13.4	13.9	14.0
저장기	31.1	9.9	27.5	11.3	12.0	12.8	13.0	9.7	10.9
출하기	15.8	14.7	25.2	16.8	16.4	14.8	14.1	21.1	19.2
6~8월	21.2	13.4	21.3	14.7	13.2	15.7	11.1	15.1	18.9

주: 저장기는 12~6월, 출하기는 7~11월의 평균값임.
자료: 저자 작성.

1.3. 모형 간 예측력 차이 검정

○ 모형 간 예측력의 통계적 차이를 검정하기 위해 DM 검정을 진행하였고, 그 결과는 <표 6-3>에 정리하였음. 그 결과 Naive 모형과 구축한 6개 모델의 예측력에서 유의미한 차이를 찾기 어려웠음.

- DM 검정의 손실함수는 제곱오차(MSE)를 사용하였으며, 표의 각 셀은 행에 제시된 모형의 손실에서 열에 제시된 모형의 손실을 차감하여 산출하였음. 따라서 양(+)의 통계량은 열 모형의 예측력이, 음(-)의 통계량은 행 모형의 예측력이 상대적으로 우수함을 의미함.
- 예측력이 좋지 않았던 Seasonal Naive는 모든 모형의 예측치에 대해 유의하게 열등한 것으로 나타남.

<표 6-3> 모형 간 DM 검정 결과

구분	Naive	Seasonal Naive	UCM	Prophet	XGBoost	CatBoost	TFT	TiDE
Naive	-	-3.923***	0.001	-0.346	-0.268	-0.725	-1.379	-0.497
Seasonal Naive	3.923***	-	3.854***	3.741***	4.477***	4.614***	3.696***	4.215***
UCM	-0.001	-3.854***	-	-1.026	-0.243	-0.694	-1.444	-0.372
Prophet	0.346	-3.741***	1.026	-	0.017	-0.455	-1.191	-0.104
XGBoost	0.268	-4.477***	0.243	-0.017	-	-1.319	-1.680	-0.178
CatBoost	0.725	-4.614***	0.694	0.455	1.319	-	-1.316	0.541
TFT	1.379	-3.696***	1.444	1.191	1.680	1.316	-	1.341
TiDE	0.497	-4.215***	0.372	0.104	0.178	-0.541	-1.341	-

주: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

자료: 저자 작성.

2. 변수 영향 분석

○ 트리 계열 모델의 가격 예측에 미친 기여도를 정량적으로 평가하기 위해 SHAP(SHapley Additive exPlanations)를 이용해 피처중요도를 산출하였음.¹²⁾ 그 결과는 <그림 6-2>에 제시하였음. 앞선 자기가가격의 강한 지속성이 확인되었는데, 트리 계열 모형에서도 자기가가격과 이동평균 등의 가격 정보가 기여도가 높았음.

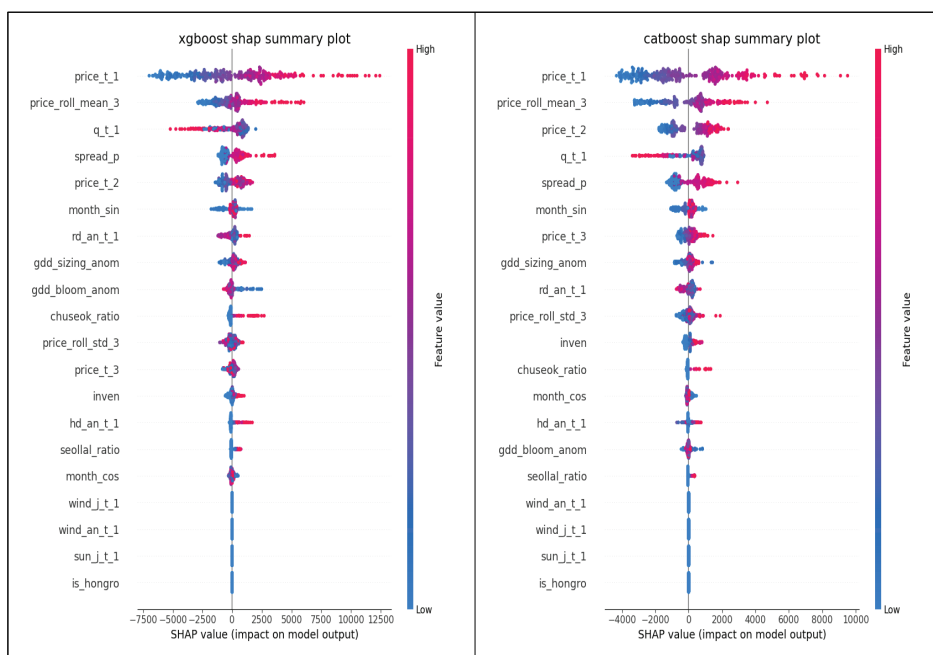
- 반입량 변수가 다음으로 높았는데 반입량 수준이 높으면 가격을 낮은 쪽으로 예측하고, 반입량 수준이 낮으면 가격을 높은 쪽으로 예측해 역수요 관계를 나타냄.
- 가격 스프레드도 가격에 높은 기여를 하는 변수로 나타났는데, 저장수익이 높은 수준이면 가격도 높은 형태로 앞서 언급했던 저장 관련 이론과 부합한 것으로 확인됨.
- 재고저장비용 추세 변수는 두 트리계열 모형에서 기여도가 낮은 중하위권에 머물렀으나 이는 상호정보량인 MI 값이 낮았고, 이 변수가 예측력보다는 저장기의 구조적 신호 역할을 하기 때문에 기여가 낮게 나온 것으로 판단됨.
- 재고저장비용 추세 수준이 높으면 가격을 높은 방향으로 예측하도록 나타났는데, 이는 저장기인 12월부터 6월까지 월별 평균 가격을 보면 12월이 가장 낮고 6월이 가장 높은 양상을 보이기 때문인데, 저장의 시점 간 차익 거래 균형과 부합한 것으로 볼 수 있음.¹³⁾

12) SHAP은 트리 계열 같은 머신러닝 모형의 출력을 설명하기 위해 게임이론적 접근 방식을 이용한 것으로 그중 피처중요도는 특정 변수가 예측값을 높이거나 낮추는데 기여했는지를 파악할 수 있음.

13) 즉, 저장하는 중간상이 한 달 추가 보관의 기대 가격 상승분이 그 한 달의 한계저장비용과 일치할 때 저장량을 조절하며, 균형에서 저장기 동안 가격이 누적 저장비용을 보상하는 수준으로 상승하기 때문임.

- 재구성한 생육단계 누적온도인 3~5월 개화기 적산온도(gdd_bloom)와 6~8월의 비대기 적산온도(gdd_sizing)는 가격 예측에 서로 반대 방향으로 기여하는 것으로 나타났음. 비대기 적산온도는 과실 비대와 품질에 영향을 주어 상품 가치를 높이게 되므로 가격을 높이는 방향으로 기여하였고, 개화기 기온의 평년보다 높을 경우 결실률을 통해 생산량에 영향을 주어 가격을 낮추는 방향으로 간접적으로 반영된 것으로 볼 수 있음.
- 명절 변수들은 모두 가격을 높이는 방향으로 기여하였는데, 이는 수요가 집중됨에 따라 가격을 끌어올렸기 때문으로 해석할 수 있음. 그중 설날보다는 추석의 영향이 더 크게 기여하는 것으로 나타남.

〈그림 6-2〉 트리 계열 모델의 피쳐 중요도(SHAP)



자료: 저자 작성.

○ UCM의 추정 결과는 <표 6-4>에 정리하였음. 종속변수는 로그차분, 독립변수는 원수준 변수로 추정하였기 때문에 각 계수는 설명변수가 1단위 변할 때 가격의 근사 변화율로 해석함. 유의한 계수는 저장비용 추세와 폭염일수, 추석 이동평균 더미로만 나타났음.

- 저장재고비용 추세는 유의하지만 계숫값이 매우 낮게 나타났는데, 이는 앞선 SHAP의 기여수준과 마찬가지로 단독 설명력보다는 구조적 신호에 가깝기 때문임. 여기서 구조적 신호라 함은 가격이 오를지 내릴지 영향을 주는 변수라기 보다는 저장·출하기라는 시점을 알려주는 변수로 활용되었기 때문임.
- 폭염일수의 경우 직전 폭염일수가 하루 늘 때 가격 상승률은 약 0.8%p 낮아지는 것으로 나타났는데, 이는 인과관계보다는 통계적 상관관계로 볼 수 있음. 폭염 일수가 7~8월 쓰가루 품종에 매치되고 7~8월의 평균 가격은 다른 시기보다 낮은 수준으로 나타남. 즉 7~8월의 대표 품종인 쓰가루의 낮은 가격수준, 폭염일수가 7~8월에 급증함에 따른 데이터의 통계적 상관관계가 반영된 결과로 볼 수 있음.
- 추석 이동명절 변수 계수가 0.4494로 유의하게 추정되었으나 이를 순수한 효과로 해석하기는 제한적임. 9월은 홍로 출하로 가격이 상승하는 시기이기 때문에 이러한 영향을 추석 더미가 흡수한 것으로 보임.
- 개화기와 비대기 적산온도는 계수가 유의하지 않았지만 SHAP 결과처럼 부호가 반대로 나타났으며, 개화기는 음(-), 비대기는 양(+)의 방향으로 나타남.

〈표 6-4〉 UCM 추정 결과

변수	계수	추정오차	z값	p값
저장재고비용 추세 (inven)	-0.0005***	0.0000	-8668.099	0.000
가격 스프레드 (spread_p)	0.1033	0.1070	0.962	0.336
전월 반입량 (q_t_1)	0.0000	0.0000	-0.306	0.759
전월 안동 강수일수 (rd_an_t_1)	-0.0021	0.0050	-0.459	0.646
전월 안동 폭염일수 (hd_an_t_1)	-0.0081**	0.0040	-2.062	0.039
전월 안동 최대풍속 (wind_an_t_1)	0.0000	0.0000	-0.947	0.344
전월 장수 최대풍속 (wind_j_t_1)	0.0000	-	-	-
전월 장수 일조시간 (sun_j_t_1)	0.0000	-	-	-
개화기 적산온도 (gdd_bloom)	-0.0223	0.0310	-0.713	0.476
비대기 적산온도 (gdd_sizing)	0.0140	0.0330	0.422	0.673
설 이동명절 효과 (seollal_ratio)	0.0525	0.1390	0.377	0.706
추석 이동명절 효과 (chuseok_ratio)	0.4494***	0.1540	2.924	0.003

주: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

자료: 저자 작성.

7

결론 및 향후 과제

1. 요약 및 결론

○ 본 연구는 사과 가격 예측모형 구축을 위해 Naive와 Seasonal Naive를 기준모형으로 두고 통계적 시계열 모형(UCM, Prophet), 트리 계열 모형(XGBoost, CatBoost), 딥러닝(TFT, TiDE) 모형 등 예측모형을 설정하여 사과 가격 데이터의 특징을 다각도로 포착해 예측력을 높이고자 하였음.

- 사과 가격 시계열은 각 품종별 출하기에 맞게 결합해 단일 시계열로 구축하였고, 그에 따라 설명변수는 품종과 산지 등을 매칭하여 구축하였음. 또한, 저장이론에 근거한 실현 저장수익과 한계 저장비용의 체증을 대리하는 변수를 설정하여 예측력을 높이고자 하였음.
- 또한, 다중공선성 문제를 갖고 있는 적산온도를 개화기와 비대기 적산온도로 재구성하여 기상 영향을 반영하고자 하였고, 명절의 이질적 영향을 포착하고자 설날과 추석을 분리하고, 더미 형태가 아닌 명절 직전 2주가 포함된 달을 비율로 적용한 이동명절 효과로 활용하여 명절 수요를 반영하였음.

○ 분석 결과를 보면 수준 예측에서 복잡하거나 정교한 모형이 임의보행보다 통계적으로 우수하지 못했음. UCM이 가장 높은 예측력을 보였으나 Naive와 차이가 없었음. 그러나 방향 예측에서는 Naive의 정확도는 0%였으나 UCM은 71.4%, TFT 68.6%, Prophet 65.7%로 우수하게 나타났음. 이를 통해 UCM이 사과 가격 예측에 가장 우수한 것으로 나타남.

- Naive 모형은 예측값을 직전 가격과 동일하게 설정하므로 예측 변화량이 0이 되어 상승·하락 방향을 제시하지 못하며, 이에 따라 MDA가 0으로 산출되었음.
- 기존 모형과의 예측력을 비교하면 MAPE 기준 25.4이고, 본 연구에서 구축한 6개 모델의 평균 MAPE는 13.6으로 기존 모형 대비 46.3% 개선되었음.
- 12~6월의 저장기 평균과 7~11월 출하기 평균 예측력을 비교해 보면 저장기의 경우 기존 31.1에서 11.6으로 62.6% 개선되었고, 출하기의 경우 일부 예측모델은 기존보다 개선되었지만 평균적으로는 오히려 8.1% 성능이 저하됨.

○ 구축된 모형들의 변수 영향을 보면 경제이론과 부합하도록 추정되었음. 가격의 자기가격이 예측에 큰 영향을 주면서, 반입량은 역수요 관계, 실현 저장수익인 가격 스프레드와 저장비용인 재고저장비용 추세도 각 요인의 대리로서 저장이론에 부합하게 설명됨.

- 활용한 기상변수들은 생산량이나 품질, 병해 등의 대리로 활용되어 영향을 주었으나, 그 영향 정도는 크지 않았음. 이는 각 품종별로 변수들을 매칭·구성하면서 전체적으로는 그 영향이 과소평가 되었기 때문임.

○ 본 연구를 통한 시사점은 첫째, 복잡하거나 정교한 모형이 단순 임의보행보다 예측력이 떨어지는 사례는 Meese & Rogoff(1983)에서 이론적 근거를 갖춘

구조적 환율 예측모형이 단순 임의보행보다 예측력이 떨어진다는 연구에서부터 시작하여 ‘미즈-로고프 퍼즐(Meese-Rogoff puzzle)’이라는 개념으로 정립되었는데, 이러한 현상이 환율에 한정된 것이 아니라 단위근이 존재하고, 강한 시간적 지속성을 갖는 농산물 도매가격에서도 나타난다는 점임.

- 미즈-로고프 퍼즐이 발생하는 이유는 단순한 우연보다는 구조적인 이유로 임의보행이 우수함을 보임. 구체적인 이유는 ① 모수의 불안정성, ② 구조적 결정요인의 임의보행, ③ 표본 외 평가의 엄격성임.
- 먼저, 설정된 변수들과 가격 간 관계가 시간이 지나면서 과거 추정계수가 포괄하지 못하기 때문임. 사과 가격 시계열의 경우 구조변화가 2023년 시점 부근에서 탐지되었고, 이후로 가격 시계열 자체가 수준과 변동성이 달라졌기 때문에 불안정성을 보임.
- 사과 가격은 강한 지속성을 갖고 있는 $t-1$ 기 가격과 테스트 자료 기간이 급등하는 추세이므로 설명변수들의 효과가 추정 오차에 희석될 가능성이 높음.
- 실제 운영 환경과 유사하게 맞추기 위해 확장 윈도우 기반 예측 시점 이동 방식을 적용하였는데, 이러한 방식이 표본 내 적합에서 포착되지 않은 추정 오차들이 누적되었기 때문임.
- 위 세 조건으로 사과 가격 예측에서도 미즈-로고프 퍼즐이 발생한 것을 시사함.

○ 둘째, 본 연구에서는 미즈-로고프 퍼즐 현상에 대해 수준 예측과 방향 예측을 구분해 비교하면서 수급 요인과 가격 결정 요인들이 예측 수준을 개선하기 어려우나, 방향 예측에는 유의미한 정보를 제공하므로 예측 목적에 따라 심도있는 모형 설정이 필요함.

○ 셋째, 기존 농산물 가격 예측에 활용했던 수급 요인과 기상 요인 외에 저장이

론에 근거한 변수 구성과 작황 변수의 재구성 등이 가격 예측의 타당한 신호로 작동함을 실증하였음.

- 다중공선성 문제를 가진 적산온도를 품종-생육단계별로 구성함으로써 재구성한 정보가 예측에 유효하게 반영함을 확인함.

2. 향후 개선과제

2.1. 모형 개선

- 한계점으로는 본 연구에서 설정한 테스트 자료 구간은 2023년 이후의 급등 국면으로 임의보행이 우위를 보이고 있어 향후 보다 긴 표본과 다른 품목의 가격 국면에서의 검증이 필요함.
- 또한, 개선된 모형임에도 수확기에서 기존 모형의 예측력과 큰 차이를 보이지 않아서 향후 수확기와 관련된 이론 또는 도메인 지식을 바탕으로 변수를 재구성하거나 탐색하여 모형에 반영할 필요가 있음.
- 특히 수확기 가격은 햇사과 출하 시점, 품위, 명절 수요, 조생종·중생종 품종 전환 등 단기 수급 요인의 영향을 크게 받으므로, 향후에는 수확기 전용 변수 또는 수확기·저장기 구분 모형을 검토할 필요가 있음.

2.2. 수급 위기단계 관리지표 활용 가능성 검토

- 향후 가격예측모형은 단순히 가격 수준을 예측하는 데 그치지 않고, 수급 상

황을 사전에 점검하는 보조지표로 활용될 수 있음. 특히 예측 가격이 평년 가격 수준을 크게 상회하거나 하회하는 경우, 생산량, 저장량, 반입량, 출하 시기, 명절 수요 등 관련 수급 요인을 함께 점검함으로써 수급 위험에 대한 정책적 기초 자료를 제공할 수 있음.

- 이러한 활용 가능성을 검토하기 위해 가격예측치를 기반으로 한 수급 위기 단계 관리지표의 적용 방안을 시범적으로 살펴보았음. 즉, 가격예측모형 결과를 수급 점검에 어떻게 활용할 수 있는지를 검토하는 예시적 성격을 가짐.

○ 농산물 수급관리 가이드라인에서는 일반적으로 가격 수준을 기준으로 안정, 주의, 경계, 심각 등 단계별 상황을 구분하고, 이를 정책 대응의 참고자료로 활용하고 있음. 본 연구에서는 농산물 수급관리 가이드라인의 가격 기준 설정 방식을 참고하여, 사과 가격예측치에 대한 적용 가능성을 검토하였음.

- 다만 현행 수급관리 가이드라인의 대상 품목은 배추, 무, 건고추, 마늘, 양파, 겨울대파, 감자 등 주요 채소류 중심으로 구성되어 있으며, 사과는 대상 품목에 포함되어 있지 않음.
- 따라서 본 연구의 결과는 현행 기준을 사과에 직접 적용한 것이 아니라, 기존 가격 기준형 관리 방식의 개념을 사과 가격예측치에 적용해 볼 수 있는지 검토한 것임.
- 향후 사과 품목에 실제 적용하기 위해서는 기준가격, 평년 산정 방식, 단계 구분 기준, 가격지표의 대표성 등에 대한 추가 검토가 필요함.

○ 사과는 월별 대표 품종과 출하시기별 가격 형성 구조가 다르므로, 가격 수준을 평가할 때 전체 연평균 가격보다 동일 월 기준 가격과 비교하는 것이 적절함. 이에 본 연구에서는 특정 월의 예측 가격을 최근 5개년 동일 월평균 가격 및 표준편차와 비교하는 방식으로 위기단계 판단 가능성을 검토하였음.

- 동일 월평균 가격은 해당 월의 통상적인 가격 수준을 나타내며, 표준편차는 월별 가격 변동폭을 반영함.
- 예측 가격이 동일 월평균 가격과 유사한 범위에 있으면 안정적인 가격 흐름으로 볼 수 있고, 평균 가격을 일정 수준 이상 상회하거나 하회하는 경우에는 수급 상황을 추가 점검할 필요가 있음.
- 다만 단계 구분 기준은 정책 목적과 품목 특성에 따라 달라질 수 있으므로, 본 연구에서는 이를 확정적인 기준이 아닌 시범적 판단 기준으로 활용하였음.

$$A_{m,t} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 P_{m,t-i} \quad \text{식(28)}$$

$$B_{m,t} = \sqrt{\frac{1}{4} \sum_{i=1}^5 (P_{m,t-i} - A_{m,t})^2} \quad \text{식(29)}$$

○ 여기서 $A_{m,t}$ 는 예측 대상 연도 t , 월 m 과 동일한 월의 최근 5개년 평균 가격이며, $P_{m,t-i}$ 는 예측 대상 연도보다 i 년 전 같은 월의 실제 가격을 의미함. $B_{m,t}$ 는 동일 월의 최근 5개년 가격 표준편차로, 해당 월 가격이 평균 가격을 중심으로 어느 정도 변동하였는지를 나타냄. 따라서 값이 클수록 해당 월의 가격 변동성이 높다는 것을 의미함.

- 예측 대상 월의 가격예측치를 $P_{m,t}^F$ 라고 하면, 위기단계는 $P_{m,t}^F$ 가 기준가격 $A_{m,t}$ 에서 얼마나 이탈하는지를 기준으로 판정함. 본 연구에서는 「2025년 농산물 수급관리 가이드라인(안)」의 상승 단계 구분 방식과 동일하게 $0.52 B_{m,t}$, $1.04 B_{m,t}$, $1.65 B_{m,t}$ 를 단계별 경계값으로 사용하였음.

○ 다만 「2025년 농산물 수급관리 가이드라인(안)」에서는 하락 심각 단계 설정

시 농업인의 경영 지속성을 고려하여 품목별 경영비와 출하비를 반영하고 있음. 본 연구에서는 사과와 월별 경영비, 저장비, 출하비 등 비용자료를 확보하지 못하였으므로, 하락 국면에도 상승 국면과 동일한 표준편차 배수를 대칭적으로 적용하였음.

- 따라서 본 연구의 하락 단계 기준은 실제 농가 경영비를 반영한 정책적 기준이라기보다, 가격예측치가 과거 동일 월 가격 분포에서 어느 정도 낮은 수준에 위치하는지를 확인하기 위한 통계적 기준으로 해석하는 것이 적절함.
- 향후 사과 품목에 대한 월별 비용자료가 확보될 경우, 하락 심각 단계는 경영비, 저장비, 출하비 등을 함께 고려하여 별도로 조정할 필요가 있음.

○ 단계 구분은 예측 가격이 동일 월평균 가격 및 표준편차 기준에서 어느 위치에 있는지를 확인하는 방식으로 설정할 수 있음. 예측 가격이 평균 가격 범위 내에 있으면 안정 단계로, 평균 가격을 상회하거나 하회하는 폭이 커질수록 주의, 경계, 심각 단계로 구분하여 수급 위험을 점검할 수 있음.

- 가격이 높은 단계로 분류되는 경우에는 생산량 감소, 저장량 부족, 품위 저하, 출하 지연, 명절 수요 집중 등 가격 상승 요인을 함께 검토할 필요가 있음.
- 반대로 가격이 낮은 단계로 분류되는 경우에는 출하 집중, 반입량 증가, 소비 둔화, 명절 이후 수요 감소 등 가격 하락 요인을 함께 검토할 필요가 있음.
- 따라서 단계 구분 결과는 가격예측치만으로 수급 상황을 판단하는 기준이라기보다, 산지 조사, 저장업체 조사, 도매시장 반입량, 전문가 의견 등과 함께 검토하는 보조지표로 활용하는 것이 적절함.

〈표 7-1〉 가격예측치 기반 수급 위기단계 구분 예시

구분	판정 기준	단계 해석
상승 심각	$P_{m,t}^F \geq A_{m,t} + 1.65B_{m,t}$	가격 급등 가능성 높음
상승 경계	$A_{m,t} + 1.04B_{m,t} \leq P_{m,t}^F < A_{m,t} + 1.65B_{m,t}$	가격 상승 위험 확대
상승 주의	$A_{m,t} + 0.52B_{m,t} \leq P_{m,t}^F < A_{m,t} + 1.04B_{m,t}$	가격 상승 가능성 점검 필요
안정	$A_{m,t} - 0.52B_{m,t} < P_{m,t}^F < A_{m,t} + 0.52B_{m,t}$	통상적 가격 변동 범위
하락 주의	$A_{m,t} - 1.04B_{m,t} < P_{m,t}^F \leq A_{m,t} - 0.52B_{m,t}$	가격 하락 가능성 점검 필요
하락 경계	$A_{m,t} - 1.65B_{m,t} < P_{m,t}^F \leq A_{m,t} - 1.04B_{m,t}$	가격 하락 위험 확대
하락 심각	$P_{m,t}^F \leq A_{m,t} - 1.65B_{m,t}$	가격 급락 가능성 높음

주: 본 지표는 「2025년 농산물 수급관리 가이드라인」의 가격 기준 위기단계 설정 방식을 참고하여 사과 가격 예측치에 시범 적용한 것임.

자료: 저자 작성.

○ 본 연구에서는 위기단계 관리지표의 적용 가능성을 확인하기 위해 향후 6개월 가격예측치를 대상으로 간단한 예시분석을 수행하였음.

- 예시분석에서는 예측 대상 월별로 최근 5개년 동일 월평균 가격과 표준편차를 산출하고, 이를 기준으로 안정, 상승 주의, 상승 경계, 상승 심각, 하락 주의, 하락 경계, 하락 심각 단계를 구분하였음.

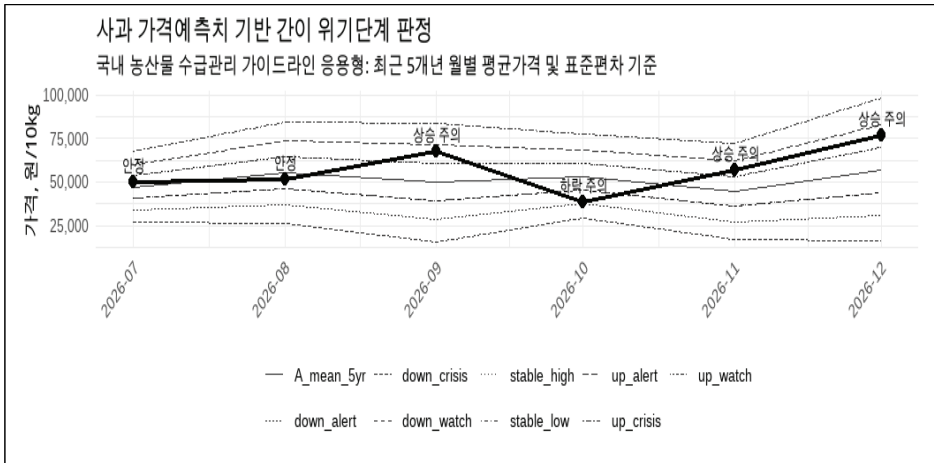
○ 시범 적용 결과, 일부 예측월은 안정 범위 내에 위치하였으나 일부 월은 상승 또는 하락 주의 단계로 분류되었음. 이는 가격예측치를 활용하면 향후 가격위험을 월별로 사전에 점검할 수 있음을 보여줌.

○ 이러한 결과는 가격예측치가 단순히 향후 가격 수준을 제시하는 데 그치지 않고, 향후 가격이 통상적 변동 범위를 벗어날 가능성이 있는지를 사전에 점검하는 보조지표로 활용될 수 있음을 보여줌.

- 예를 들어 예측 가격이 상승 주의 단계에 진입할 경우 생산량, 저장량, 반입량, 품위, 명절 수요 등 가격 상승 요인을 추가로 점검할 필요가 있음.
- 반대로 하락 주의 단계에 진입할 경우 출하 집중 가능성, 저장물량 방출 시

점, 소비 둔화 가능성 등을 함께 검토할 필요가 있음.

〈그림 7-1〉 사과 가격예측치 기반 간이 위기단계 판정 예시



주 1) 예시분석은 최근 5개년 동일 월평균 가격과 표준편차를 기준으로 가격예측치의 위기단계를 판정한 결과임.

2) 본 그림의 예측치는 위기단계 판정 방식 설명을 위한 예시자료임.

자료: 저자 작성.

○ 이상의 분석은 사과 가격예측치가 향후 가격 수준 전망뿐만 아니라 수급 위험을 사전에 점검하는 기초자료로 활용될 수 있음을 시사함.

- 특히 월별 기준가격과 가격 변동폭을 활용한 위기단계 구분은 향후 가격이 통상적인 변동 범위를 벗어날 가능성을 사전에 파악하는 데 유용한 보조지표로 활용될 수 있음.

○ 다만 사과는 기존 농산물 수급관리 가이드라인의 대상 품목에 포함되어 있지 않으며, 수확기와 저장출하기가 구분되고 월별 대표 품종이 상이하다는 점에서 일반적인 채소류 수급관리 방식과는 차이가 있음. 또한 생산량, 저장량, 품위, 산지 출하, 도매시장 반입량, 명절 수요 등이 가격 형성에 복합적으로 작용하므로, 사과 품목의 특성을 반영한 별도의 수급관리 기준이 필요함.

○ 따라서 향후에는 가격예측모형의 예측력 제고와 함께, 예측결과를 판단할 수 있는 가격지표와 이를 실제 의사결정으로 연결하는 수급관리 매뉴얼을 함께 구축할 필요가 있음.

- 가격예측모형이 향후 가격 수준을 전망하는 도구라면, 가격지표는 예측 가격의 위험 수준을 판단하는 기준이며, 수급관리 매뉴얼은 위기 가능성이 확인되었을 때 점검 항목과 대응 방향을 정리한 실행체계라 할 수 있음.

○ 결론적으로 사과 가격예측모형은 가격 수준 전망뿐만 아니라, 예측 가격의 상대적 위험 수준을 사전에 점검하는 데 활용될 가능성이 있음. 다만 본 연구의 위기단계 구분은 시범적 적용 결과이므로, 실제 수급관리 의사결정에 활용하기 위해서는 기준가격, 단계 구분 방식, 예측오차 반영, 현장 정보와의 연계 등에 대한 추가 검토가 필요함.

- 향후에는 사과 가격예측모형, 가격위험 판단을 위한 관리지표, 단계별 점검 사항을 연계하여 실무 활용 가능성을 높이는 방향으로 보완할 필요가 있음.

1. 구조변화 검정 방법론

- 본 연구에서는 사과 명목가격의 평균 수준 또는 계수가 특정 시점 이후 변화하였는지를 확인하기 위해 구조변화 검정을 실시하였음. 기본적인 회귀모형은 다음과 같이 설정할 수 있음.

$$p_t = x_t' \beta + u_t \quad (1)$$

- 여기서 p_t 는 t시점의 사과 명목가격, x_t 는 상수항 및 월별 더미 등 설명변수 벡터, β 는 추정계수, u_t 는 오차항을 의미함.
- 구조변화가 존재하지 않는다면 분석기간 전체에서 동일한 추정계수(β)가 유지된다고 볼 수 있음. 반면 특정 시점 이후 평균 수준 또는 계수가 달라진다면, 이는 가격 형성 구조가 이전과 달라졌을 가능성을 의미함.
- QLR/supF 검정은 구조변화 시점을 사전에 알 수 없는 경우, 가능한 후보 시점별로 구조변화 여부를 검정한 뒤 가장 큰 F통계량을 이용하여 단일 구조변화 여부를 판단하는 방법임. 단일 구조변화가 존재한다고 가정하면 모형은 다음과 같이 표현할 수 있음.

$$\begin{aligned} p_t &= x_t' \beta_1 + u_t, & t \leq \tau \\ p_t &= x_t' \beta_2 + u_t, & t > \tau \end{aligned} \quad (2)$$

○ 여기서 τ 는 후보 구조변화 시점이며, β_1, β_2 는 구조변화 전후의 계수를 의미함. 즉, QLR/supF 검정은 특정 후보 시점 τ 를 기준으로 전후 구간의 계수가 동일한지 여부를 비교하는 방식임.

○ 후보 구조변화점 τ 에 대한 F통계량은 다음과 같이 계산할 수 있음.

$$F(\tau) = \frac{(SSR_0 - SSR_1(\tau))/q}{SSR_1(\tau)/(T-2k)} \quad (3)$$

○ 여기서 SSR_0 는 구조변화가 없다고 가정한 모형의 잔차제곱합, $SSR_1(\tau)$ 는 후보 시점 τ 에서 구조변화를 허용한 모형의 잔차제곱합을 의미함. q 는 구조변화에 따라 달라지는 계수의 수, k 는 모형 내 추정계수 수, T 는 전체 관측치 수를 의미함. QLR/supF 검정통계량은 후보 구조변화 시점별 F통계량 중 최댓값으로 정의됨. T 는 검정에 사용된 후보 구조변화 시점의 집합을 의미함.

$$\sup F = \max_{\tau \in T} F(\tau) \quad (4)$$

○ Bai-Perron 검정은 분석기간 중 구조변화가 한 번이 아니라 여러 차례 발생할 가능성을 고려하는 방법임. m 개의 구조변화점이 존재한다고 가정하면 전체 기간은 $m+1$ 개의 구간으로 나뉘며, 각 구간별로 서로 다른 계수를 허용함.

$$p_t = x_t' \beta_j + u_t, \quad T_{j-1} < t \leq T_j, \quad j = 1, \dots, m+1 \quad (5)$$

- 여기서 T_j 는 j 번째 구조변화점, β_j 는 j 번째 구간의 계수, m 은 구조변화점 수를 의미함. Bai-Perron 검정에서는 전체 잔차제곱합을 최소화하는 구조변화점 조합을 추정함. 본 연구에서는 Bai-Perron 검정을 활용하여 사과 명목 가격의 평균 수준이 분석기간 중 여러 차례 변화했을 가능성을 검토하였음.

$$(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) = \min_{T_1, \dots, T_m} \sum_{j=1}^{m+1} \sum_{t=T_{j-1}+1}^{T_j} (p_t - x_t' \hat{\beta}_j)^2 \quad (6)$$

- CUSUM 검정은 재귀잔차의 누적합을 이용하여 모형의 계수가 시간에 따라 안정적으로 유지되는지를 확인하는 방법임. 구조변화가 없다면 누적잔차는 일정한 임계범위 안에서 움직이지만, 특정 시점 이후 임계범위를 벗어나는 경우 모수 불안정성 또는 구조변화 가능성이 있다고 해석할 수 있음.

$$CUSUM_t = \frac{1}{\hat{\sigma} \sqrt{T}} \sum_{i=k+1}^t w_i \quad (7)$$

- 여기서 w_i 는 재귀잔차, $\hat{\sigma}$ 은 잔차의 표준편차 추정값, T 는 전체 관측치 수, k 는 초기 추정에 필요한 모형 계수 수를 의미함.
- 본 연구에서는 CUSUM 검정을 구조변화점 식별의 주된 방법이라기보다, 사과 가격 모형의 계수 안정성을 확인하는 보조적 검정으로 활용하였음.
- MOSUM 검정은 CUSUM 검정과 유사하게 잔차를 이용하지만, 전체 기간의 누적합이 아니라 일정한 이동구간 내 잔차합을 이용한다는 점에서 차이가 있음. 따라서 특정 구간에서 국지적으로 나타나는 구조변화 가능성을 확인하는데 유용함.

$$MOSUM_t = \frac{1}{\hat{\sigma}\sqrt{h}} \sum_{i=t+1}^{t+h} \hat{u}_i \quad (8)$$

○ 여기서 h 는 이동구간의 길이, $\hat{u}_i$ 는 추정잔차, $\hat{\sigma}$ 는 잔차의 표준편차 추정값을 의미함. 본 연구에서는 MOSUM 검정을 통해 특정 시점 전후의 국지적 모수 불안정성 여부를 보조적으로 검토하였음.

2. 하이퍼파라미터 튜닝 결과

〈부표 1〉 시계열 모형 튜닝 결과

UCM		Prophet	
하이퍼파라미터	값	하이퍼파라미터	값
level	local level	changepoint_prior_scale	0.025
stochastic_seasonal	false	seasonality_prior_scale	0.458
autoregressive	0	seasonality_mode	additive
-	-	changepoint_range	0.841
-	-	n_changepoints	26

주: 파라미터값은 넷째 자리에서 반올림한 값임.

자료: 저자 작성.

〈부표 2〉 트리 계열 모형 튜닝 결과

XGBoost		CatBoost	
하이퍼파라미터	값	하이퍼파라미터	값
n_estimators	140	iterations	117
max_depth	5	depth	3
learning_rate	0.040	learning_rate	0.088
subsample	0.526	l2_leaf_reg	3.969
colsample_bytree	0.846	random_strength	0.749
min_child_weight	4	bagging_temperature	3.783
gamma	1.267	border_count	61
reg_lambda	0.667	-	-
reg_alpha	0.666	-	-

주: 파라미터값은 넷째 자리에서 반올림한 값임.

자료: 저자 작성.

〈부표 3〉 딥러닝 모형 튜닝 결과

TFT		TiDE	
하이퍼파라미터	값	하이퍼파라미터	값
lr	0.0001	lr	0.002
hidden	8	hidden	8
dropout	0.249	dropout	0.317
batch_size	32	batch_size	32
n_head	1	num_encoder_layers	1

주: 파라미터값은 넷째자리에서 반올림한 값임.

자료: 저자 작성.

3. 사과 가격 예측모형 운영체제

- 본 연구에서 구축한 사과 가격 예측모형 체계는 <부표 4>와 같이 구성되어 있음.
- 원자료 파일에서 t기까지 데이터를 입력하고, config에서 train ratio를 1로 설정 후 data_processor와 trainer를 진행하면 모형 최적화와 학습이 이루어짐. 그 이후 predictor를 실행하면 다음 달 예측치가 각 모형별로 산출되는 형태임.

<부표 4> 사과 가격 예측 구조별 내용

운영 구조	설명
config	데이터 파일 경로, 훈련셋 비율, 변수 정의, HPO 횟수, 재현성 설정, 계절성 크기 설정
eda	데이터 특징을 파악하기 위한 탐색적 데이터분석
data_processor	원자료를 각 모형의 입력데이터에 맞게 데이터프레임 변환
models	모형이나 알고리즘의 메커니즘
trainer	data_processor로부터 입력데이터, models로부터 모형을 호출하고, config에 설정된 내용으로 모형 최적화 및 학습, 예측력 평가
diagnostics	모형의 강건성 진단
dm_test	diagnostics에서 호출할 DM 검정 구조
predictor	새로운 데이터(unseen)를 최종 학습된 모형으로 미래 예측치 산출

자료: 저자 작성.

- 구축된 모형은 품목 담당자와 모형 관리자가 함께 운영하는 형태로 각 담당자의 역할은 <부표 5>에서 제시함.
 - 품목 담당자는 매월 새로운 데이터를 갱신 후 미래 예측치를 산출하고, 그 예측치에 대한 검토, 해석, 조정 등을 담당
 - 모형 관리자는 모형의 최적화, 성능관리, 재학습, 검증 등 안정적인 모형 유지

〈부표 5〉 운영 시 역할

구분	품목 담당자	모형 관리자
주 책임	매월 데이터 갱신·예측치 산출 변수 검토(도메인)	모형 검증·재학습·HPO·성능관리
운영 파일	config, predictor	config, eda, trainer, diagnostics
산출물	미래 예측치	모형 평가지표, 진단 정보, 검증 결과, HPO 결과
운영주기	월간(매월 관측보 발간)	분기 또는 반기(필요시 매월)
권한	예측치 검토 및 해석, 조정	모형 설정, 학습, 배포, 폐기

자료: 저자 작성.

참고문헌

- 김수현·김지효·허은녕(2014), “국제 에너지 시장의 편익수익 연구”, 에너지경제연구, 13(2): 71-101.
- 김종진·김종인·조남욱(2017), “수확기 쌀 가격 예측 모형 개선에 관한 연구”, 농촌경제, 40(3): 1-22.
- 남국현·최영찬(2015), “양파 출하시기 도매가격 예측모형 연구”, 농촌지도와 개발, 22(4): 423-434.
- 박예준·최서현·김현정(2025), “Temporal Fusion Transformer를 통한 해석 가능한 농산물 가격 예측”, 디지털콘텐츠학회논문지, 26(3): 821-832.
- 박종현·임영우·임도현·최윤성·안현철(2023), “중장기 농산물 가격 예측을 위한 다단계 시계열 예측 모델”, 한국컴퓨터정보학회논문지: 201-207.
- 서교·이정재(2004), “농산물의 저장성이 출하량과 가격예측에 미치는 영향 분석. 농촌계획, 10(3): 53-58.
- 신성호·이미경·송사광(2018), “LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델”, 한국 콘텐츠학회논문지, 18(11): 416-429.
- 오승원·김민수(2017), “공간 및 기상정보 시계열 모형을 이용한 양파 생산량 예측”, Journal of The Korean Data Analysis Society, 19(5): 2447-2456.
- 윤민정·최수현·이소현·김희웅(2024), “농산물 가격 예측을 위한 딥러닝 모델 개발: 날씨와 경제 변수를 중심으로”, 경영정보학연구, 26(3): 223-239.
- 이규혁·박수진·박지홍·김주영·김건우(2024), “Bi-LSTM-Transformer 모델을 활용한 시계열 기반 농산물 가격 예측”, In Proceedings of KIIT Conference: 1015-1019.
- 이용선·최병옥·심송보(2006), 청과물 가격 변동의 시계열 분석, R537, 한국농촌경제연구원,
- 정대호·조영열(2022), “LSTM 네트워크를 이용한 한라봉 가격 예측 모델”, 원예과학기술지, 40(5): 571-577.
- 최병옥·최익창(2007), “시계열 분석방법을 이용한 과채류 월별가격 예측”, 농촌경제 30(1): 129-148.
- 한국농촌경제연구원(2025), 2025년 농식품 소비정보 분석사업 결과 보고서 I - 소비동향분석.
- _____ (2025), 농업·농촌경제동향, 2025년 봄·여름·가을·겨울호.

- _____(2026), 농업전망 2026.
- 한은수·김선웅·윤병삼(2025), “예측 조합을 활용한 양념채소 가격 예측 및 예측성과 분석”, 농촌경제, 48(3): 1-31.
- Ahumada, H. & M. Cornejo(2016), “Forecasting Food Prices: The Case of Corn, Soybeans and Wheat”, *International Journal of Forecasting*, 32(3): 838-848.
- Allen, P. G.(1994), “Economic Forecasting in Agriculture”, *International Journal of Forecasting*, 10(1): 81-135.
- Brennan, M. J.(1976), “The Supply of Storage”, In *The Economics of Futures Trading*: 100-107. London: Palgrave Macmillan UK.
- Chen, T. & C. Guestrin(2016), “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System”, In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794.
- Das, A., W. Kong, A. Leach, S. Mathur, R. Sen & R. Yu(2023), Long-Term Forecasting with TiDE: Time-Series Dense Encoder.
- Fotouo Makouate, H. & M. Zude-Sasse(2025), “Advances in Growing Degree Days Models for Flowering to Harvest: Optimizing Crop Management with Methods of Precision Horticulture - A Review”, *Horticulturae*, 11(12): 1415.
- Gargano, A. & A. Timmermann(2014), “Forecasting Commodity Price Indexes Using Macroeconomic and Financial Predictors”, *International Journal of Forecasting*, 30(3): 825-843.
- Gouel, C.(2012), “Agricultural Price Instability: A Survey of Competing Explanations and Remedies”, *Journal of Economic Surveys*, 26(1): 129-156.
- Gu, Y. H., D. Jin, H. Yin, R. Zheng, X. Piao & S. J. Yoo(2022), “Forecasting Agricultural Commodity Prices Using Dual Input Attention LSTM”, *Agriculture*, 12(2): 256.
- Harvey, A. C.(1990), *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Harvey, D., S. Leybourne & P. Newbold(1997), “Testing the Equality of Prediction Mean Squared Errors”, *International Journal of Forecasting*, 13(2): 281-291.

- Heckert, N. A., J. J. Filliben, C. M. Croarkin, B. Hembree, W. F. Guthrie, P. Tobias & J. Prinz, (2002), Handbook 151: NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods, NIST Interagency/Internal Report, National Institute of Standards and Technology.
- James, G., D. Witten, T. Hastie & R. Tibshirani(2013), An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R, New York: Springer.
- Kaldor, N.(1939), "Speculation and Economic Stability", The Review of Economic Studies, 7(1): 1-27.
- Lim, B., S. O. Arik, N. Loeff & T. Pfister(2021), "Temporal Fusion Transformers for Interpretable Multi-Horizon Time Series Forecasting", International Journal of Forecasting, 37(4): 1748-1764.
- McIntosh, C. S., & D. A. Bessler(1988), "Forecasting Agricultural Prices Using a Bayesian Composite Approach", Journal of Agricultural and Applied Economics, 20(2): 73-80.
- Meese, R. A. & K. Rogoff(1983), "Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do They Fit Out of Sample?", Journal of International Economics, 14(1-2): 3-24.
- Muhammad Aamir, S.(2017), Price Forecasting Model for Perishable Commodities: A Case of Tomatoes in Punjab, Pakistan.
- Nahmias, S.(1982), "Perishable Inventory Theory: A Review", Operations Research, 30(4): 680-708.
- Nayak, G. H., M. W. Alam, K. N. Singh, G. Avinash, R. R. Kumar, M. Ray & C. K. Deb(2024), "Exogenous Variable Driven Deep Learning Models for Improved Price Forecasting of TOP Crops in India", Scientific Reports, 14(1): 17203.
- Prokhorenkova, L., G. Gusev, A. Vorobev, A. V. Dorogush & A. Gulin(2018), "CatBoost: Unbiased Boosting with Categorical Features", Advances in Neural Information Processing Systems, 31.
- Rana, H., M. U. Farooq, A. K. Kazi, M. A. Baig & M. A. Akhtar(2024), "Prediction of Agricultural Commodity Prices Using Big Data Framework", Engineering, Technology & Applied Science Research, 14(1): 12652-12658.
- Wani, M. H., R. K. Paul, N. H. Bazaz & M. Manzoor(2015), "Market Integration and Price Forecasting of Apple in India", Indian Journal of Agricultural

- Economics, 70(2): 169-181.
- Working, H.(1949), "The Theory of Price of Storage", The American Economic Review, 39(6): 1254-1262.
- Yoon, S., T. H. Kim & D. S. Kim(2025), "Data-Driven Analysis of Climate Impact on Tomato and Apple Prices Using Machine Learning", Heliyon, 11(1).
- Hyndman, R. J. & G. Athanasopoulos(2021), Forecasting: principles and practice, 3rd ed. OTexts.

〈온라인 자료〉

- 국가데이터처(<https://mods.go.kr>), 검색일: 2026. 7. 16.
- 기상청 기상자료개방포털(<https://data.kma.go.kr/cmmn/main.do>), 검색일: 2026. 7. 16.
- 농넷(<https://www.nongnet.or.kr>), 검색일: 2026. 7. 20.
- 농산물유통정보(KAMIS) 2024년 유통실태 종합(<https://www.kamis.or.kr/customer/circulation/domestic/analysis.do?action=list>), 검색일: 2026. 7. 20.
- 서울특별시농수산물공사 가락시장 유통정보(<https://www.garak.co.kr>), 검색일: 2026. 4. 20.
- 한국농촌경제연구원 오아시스(<https://oasis.krei.re.kr/>), 검색일: 2026. 7. 20.

〈보도자료〉

- 농림축산식품부 보도자료(2025. 3. 21.), "2025년 과일 생산 안정을 위해 총력 대응!".
 _____(2025. 7. 2.), "여름철 선제적 수급안정 대책 추진으로 농축산물 소비자물가 안정세 지속 유지".
- 매일경제(2026. 1. 20.), "사과 20%·귤 13%·D램 15%...12월 생산자물가 낙달째 상승".

〈AI 자료〉

- OpenAI(2025), ChatGPT(5.0, 2026. 5. 1.), 대형언어모델(LLM), <https://chatgpt.com>
 사과 가격 전망체계 작성 시 연구 방법 도식화를 위해 AI 도구를 활용하였음. 〈그림 3-1〉은 AI 도구로 생성되었으며, 연구자의 검토를 통해 일부 수정하여 본 보고서에 수록함.

〈관련 자료〉

국가통계포털(<https://kosis.kr/index/index.do>), 검색일: 2026. 7. 16.

Adjemian, M. K., V. G. Bruno & M. A. Robe(2020), "Incorporating Uncertainty into USDA Commodity Price Forecasts", *American Journal of Agricultural Economics*, 102(2): 696-712.

Andrews, D. W. K.(1993), "Tests for Parameter Instability and Structural Change with Unknown Change Point", *Econometrica*, 61(4): 821-856.

Bai, J. & P. Perron(1998), "Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes", *Econometrica*, 66(1): 47-78.

Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M.(1975), "Techniques for Testing the Constancy of Regression Relationships Over Time", *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 37(2): 149-163.

Chu, C. S. J., K. Hornik & C. M. Kuan(1995), "MOSUM Tests for Parameter Constancy", *Biometrika*, 82(3): 603-617.

Engel, C. & K. D. West(2005), "Exchange Rates and Fundamentals", *Journal of Political Economy*, 113(3): 485-517.

Kwas, M. & M. Rubaszek(2021), "Forecasting Commodity Prices: Looking for a Benchmark", *Forecasting*, 3(2): 447-459.

Moosa, I. & K. Burns, (2014), "The Unbeatable Random Walk in Exchange Rate Forecasting: Reality or Myth?", *Journal of Macroeconomics*, 40: 69-81.

_____(2016), "The random walk as a forecasting benchmark: drift or no drift?", *Applied Economics*, 48(43): 4131-4142.

Muhammad, T., T. Ahmed, M. Farzana, M. M. Hasan, A. Eyasir, M. E. Khan, M. I. Shawon, F. Mondol, M. Hasan & M. Ibrahim(2026), A Benchmark of Classical and Deep Learning Models for Agricultural Commodity Price Forecasting on a Novel Bangladeshi Market Price Dataset.

Taylor, S. J. & B. Letham(2018), "Forecasting at Scale", *The American Statistician*, 72(1): 37-45.

Zeileis, A., F. Leisch, K. Hornik & C. Kleiber(2002), "strucchange: An R Package for Testing for Structural Change in Linear Regression Models", *Journal of Statistical Software*, 7(2): 1-38.

KREI

www.krei.re.kr



사과 가격 예측 모델 개선 연구

한국농촌경제연구원

전라남도 나주시 빛가람로 601 T.1833-5500 F.061) 820-2211



ISBN 979-11-6149-851-5 (PDF)