

www.krei.re.kr

ISSN 1229-8263

eISSN 2713-9506

2025년 9월호

제48권 제3호 (통권 204호)



농촌경제

Journal of
Rural Development

예측 조합을 활용한 양념채소 가격 예측 및 예측성과 분석 /01

한은수, 김선웅, 윤병삼

동시균형모형을 이용한 국내산 돼지고기 수급예측 모형 개발 /33

오병무, 김선웅, 서홍석

식료품 제조업에서 CSR 활동과 경영 효율성 분석 /57

강다연, 이기세

한국농촌경제연구원

한국농촌경제연구원은 농림경제 및 농촌사회 발전에 관한 종합적인 조사, 연구를 통하여 농업정책 수립을 지원하고 국민경제 발전과 국민복지 증진에 이바지하기 위해 설립된 정부 출연 연구기관입니다.

원장 한두봉

편집위원장 김윤희(전남대학교)

편집위원	김남훈(부산대학교)	김영준(강원대학교)
	김태후(한국농촌경제연구원)	김현중(한국농촌경제연구원)
	김화년(제주대학교)	손병민(충남대학교)
	안현진(한국농촌경제연구원)	연광훈(한국농촌경제연구원)
	이명기(한국농촌경제연구원)	이용건(한국농촌경제연구원)
	이종욱(서울대학교)	조원주(충북대학교)
	지인배(동국대학교)	한재환(순천대학교)
	허정희(경상대학교)	황성혁(전북대학교)

제48권 제3호 (통권 204호)



농촌경제

Journal of
Rural Development

예측 조합을 활용한 양념채소 가격 예측 및 예측성과 분석 /01

한은수, 김선웅, 윤병삼

동시균형모형을 이용한 국내산 돼지고기 수급예측 모형 개발 /33

오병무, 김선웅, 서홍석

식료품 제조업에서 CSR 활동과 경영 효율성 분석 /57

강다연, 이기세

농촌경제는 한국연구재단이 선정한 등재 학술지입니다.

농촌경제에 접수된 원고를 공정하게 심사하기 위하여 필자와 심사자의 이름을 밝히지 않습니다.

농촌경제는 이중 기고를 허용하지 않습니다.

이 책에 실린 논문은 필자의 학문적 견해입니다.

예측 조합을 활용한 양념채소 가격 예측 및 예측성과 분석

한은수*, 김선웅**, 윤병삼***

Contents

1. 서론	3
2. 연구 방법 및 절차	5
3. 분석 결과	15
4. 요약 및 결론	28

Keywords

양념채소(Spice Vegetables), 가격 예측(Price Forecasting), 예측 조합(Forecast Combination)

Abstract

본 연구는 주요 양념채소인 양파, 마늘, 건고추를 대상으로 ETS 지수평활, ARIMA, 인공 신경망 등의 가격 예측 모형을 추정하고, 이로부터 도출된 가격 예측치들을 조합하여 새로 만들어진 예측치가 개별 모형의 예측치보다 예측력이 향상되는지를 평가하였다. 예측 조합방식으로는 평균 및 중앙값을 이용한 단순 조합, 회귀 분석에 기반한 조합, 평균 제곱 오차(MSE) 및 평균 제곱 오차의 순위(MSE RANK)를 활용한 성과 기반의 조합, AIC 정보 기준에 기반한 조합방식을 적용하였다. 개별 모형으로부터 얻은 예측치를 조합한 결과, 전 품목에 걸쳐 예측력이 향상되었고, 예측 기간이 1개월에서 6개월로 이행할수록 예측 조합의 예측 오차가 개별 모형보다 상대적으로 더 작아져 예측 조합의 효과가 두드러지게 나타났다. 예측 조합방식에서는 MSE 및 MSE RANK를 활용한 성과 기반의 조합방식이 상대적으로 우수한 예측성과를 보였다. 본 연구는 주로 단일 모형의 예측력 평가에 중점을 둔 국내 선행연구와 달리 예측 조합방식을 국내 농산물 가격 예측에 적용했다는 점에서 학술적 의의가 있다.

* 충북대학교 농업경제학과 박사과정.

** 충북대학교 농업경제학과 부교수.

*** 충북대학교 농업경제학과 교수, 교신저자. e-mail: bsyoon@chungbuk.ac.kr

Forecasting Spice Vegetable Prices Using Forecast Combinations and Assessment of Forecasting Performance

Han Eun-Su^{*}, Kim Seon-Woong^{**}, Yoon Byung-Sam^{***}

Keywords

Spice Vegetables, Price Forecasting, Forecast Combination

Abstract

This study aims to determine whether forecast combinations improve predictive accuracy compared to individual price forecasting models. This study estimated forecasting models, including ETS, ARIMA, and Artificial Neural Networks, for three major spice vegetables: onion, garlic, and dried red pepper. The analysis evaluated whether combining forecasts from individual models improved predictive accuracy compared to using each model separately. The forecast combination methods employed included simple averaging and median-based combinations, regression-based combinations, performance-based combinations using Mean Squared Error (MSE) and MSE rank, and combinations based on the Akaike Information Criterion (AIC). The results showed that combining forecasts from individual models improved predictive accuracy for all three spice vegetables. Moreover, as the forecast horizon extended from 1 to 6 months, the prediction errors of the combined forecast were smaller than those of the individual models, highlighting the effectiveness of the combination approach. Among the methods, performance-based approaches using MSE and MSE ranks yielded the best forecasting performance. This study is academically significant because, unlike previous domestic studies that mainly focused on evaluating individual models, it applied forecast combination methods to agricultural price forecasting in Korea.

^{*} Ph.D Student, Department of Agricultural Economics, Chungbuk National University.

^{**} Associate Professor, Department of Agricultural Economics, Chungbuk National University.

^{***} Professor, Department of Agricultural Economics, Chungbuk National University, Corresponding author.
e-mail: bsyoon@chungbuk.ac.kr

1. 서론

농산물 가격 예측은 과거 데이터와 현재의 정보를 기반으로 미래 특정 시점의 가격 추세와 수준을 추정하는 것이다. 가격 예측치는 여러 전문가로부터 수집된 정보나 과학적인 방법 등을 통해 도출되고, 사전적으로 제공되는 예측 정보는 생산 농가, 유통 및 가공 관련 기업, 정부 등 다양한 경제주체의 의사 결정과 계획 수립에 영향을 미친다(Sun et al., 2023). 농가는 가격 예측 정보를 고려하여 생산 품목, 재배 규모, 최적의 출하 시기 등을 결정하는 경영 전략을 수립한다. 유통 및 가공 관련 기업은 수요와 공급 상황에 맞춰 구매와 재고관리 등의 계획을 세운다. 정부도 수급 예측을 담당하는 한국농촌경제연구원 농업관측센터 등 여러 경로를 통해 입수된 수급 전망자료에 기초하여 수급 안정 대책을 마련한다(윤민정 외, 2024). 이처럼 가격 예측 정보는 다양한 경제주체에 의해 활용되는 만큼 신속하고 정확하게 제공되는 것이 중요하다. 그러나 최근 기후 변화 등의 영향으로 주요 농산물의 가격 변동성이 확대되고 있고, 가격 예측에 대한 불확실성도 커지고 있다(Zhang, 2023).

농산물 가격 예측의 불확실성에 대응하고, 예측력을 강화하기 위해서는 다양한 예측 기법이 고려될 수 있다. 예측 방법은 크게 정성적인(qualitative) 방법과 정량적인(quantitative) 방법으로 구분된다. 정성적 분석은 생산 지역 및 시장의 공급 상황을 종합적으로 파악하고, 전문가의 경험과 직관을 바탕으로 가격 추세에 대한 방향성을 예측하는 방법이다. 이 방법은 기상 여건에 따라 가격 변동이 심한 농산물을 대상으로 신속한 예측이 필요한 경우 유용할 수 있다. 그러나 정성적 판단을 통해 입수된 예측 정보는 개별 전문가에 따라 차이가 날 수 있어 객관적인 전망치를 도출하는데 한계가 있고, 이를 보완하기 위해 정량적 분석이 고려된다. 정량적 분석은 회귀모형, 시계열(time series) 모형, 머신러닝 알고리즘(machine learning algorithm) 등의 다양한 기법을 통해 가격 예측치를 만들어 냄으로써 보다 객관적이고 구체적인 수치를 제공할 수 있다(Sun et al., 2023).

정량적 분석을 시행할 때는 다양한 개별 모형의 구조(structure)를 이해하고, 농산물 가격 자료에 포함된 추세(trend), 계절성(seasonality) 등의 복잡한 패턴과 시간에 따라 변화는 특성을 적절하게 반영하는 모형의 선택이 중요하다(Sun et al., 2023). 그러나 분석대상 자료에 적합한 최적의 모형은 표본의 크기, 빈도, 예측 범위, 평가지표 등 연구자가 설정한 다양한 시나리오에 따라 예측력이 크게 달라질 수 있다. 즉, 개별 모형이 특정 데이터에 대해 우수한 예측력을 보이더라도 구조적 변화(structural breaks) 등 데이터의 변동에 따라 예측력이 일정하게 유지되지 않을 수 있다(Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

개별 예측 모형 선택의 한계 및 불확실성을 완화하는 전략 중 하나로 여러 개별 모형의 예측치를 먼저 도출한 후 각기 다른 가중치를 부여하여 결합하는 예측 조합(forecast combination) 방식이 널리 적용되고 있다. 예측 조합은 한 마디로 여러 개의 예측 모형에서 나온 서로 다른 예측치를 결합하여 더 나은 예측치를 얻기 위한 접근방법이다. 예측 조합은 단일 예측 모형의 불완전성을 상호 보완하고, 포트

폴리오 이론과 유사하게 전체적인 예측 오차의 분산을 감소시키며, 단일 모형 선택에 따른 불확실성과 오류를 완화함으로써 예측의 정확성과 안정성을 동시에 제고할 수 있는 효과적인 접근법으로 평가되고 있다(Bates & Granger, 1969; Clemen, 1989; Aiolfi & Timmermann, 2006; Wang et al., 2022). 특히 가격 시계열은 비선형성, 구조적 변화, 외부적 충격 등을 종종 내포하는데, 이러한 복잡하고 동적인 환경에서는 단일 예측 모형에 본질적인 한계가 존재할 수밖에 없어 예측 조합 전략의 유용성이 더욱 두드러진다고 할 수 있다.

예측 조합 방법은 Bates & Granger(1969), Clemen(1989) 등 다수의 실증 연구를 통해 적용되었고, 개별 예측치를 단순히 평균하는 방법으로도 예측력이 향상되는 결과가 제시되었다. 이러한 이점을 가지는 예측 조합방식은 국외의 소매, 에너지, 경제학, 농업 등 다양한 분야에 응용되었다. 그리고 평균 방식의 단순한 조합법 외에도 개별 예측치를 조합하기 위한 가중치 추정 방법으로 회귀분석의 추정 계수를 이용하는 방법, 예측 오차 및 예측 오차의 순위를 이용하는 방법, 정보 기준(information criterion)을 이용하는 방법 등 다양한 시도가 이루어져 왔다(Wang et al., 2022).²⁾ 국외 농업 분야에서도 예측 조합과 관련된 많은 연구 문제가 논의되고 있고, 가격 예측뿐만 아니라 단수, 생산량, 정성적 예측 등으로 확대 적용되고 있다. 특히, 연간 농산물 생산량 등 시계열의 빈도가 낮은 농업 데이터의 특성을 고려하면 여러 정량적, 정성적 예측 정보를 결합하는 시도는 예측 오차에 대한 위험을 완화하는 전략으로 긍정적인 평가를 받고 있다(Brandt & Bessler, 1981; Vere & Griffith, 1990; Gil & Albus, 1993; Colino et al., 2012; Gurung et al., 2017; Xu, 2017; Cuaresma et al., 2021; Heydari, 2023; Ramsey & Adjemian, 2024).

국외의 선행연구에서 활발하게 적용된 예측 조합방식은 국내의 비농업 분야에도 적용되어 GDP, 소비자물가, 산업 부가가치율, 고용 비중 등 다양한 관심 변수에 대한 예측 전략으로 활용되었다(이진희·김덕파, 2014; 최병재·한진현, 2014; 김현학, 2015; 배두람·성병찬, 2019; 김정우, 2020a; 김정우, 2020b; 김정우, 2022; 이선홍·성병찬, 2022).

국내 농업 분야의 경우 전통적인 시계열 모형에서부터 최근의 머신러닝 알고리즘까지 다양한 방법론이 적용됐으나, 대부분의 선행연구는 개별 예측 모형에 의한 농축산물 가격 예측치 도출 및 예측력 평가에 그치고 있을 뿐 예측 조합방식을 활용하는 단계까지는 확장하지 못하였다(김배성, 2005; 최병욱·최익창, 2007; 남국현·최영찬, 2015; 유도일, 2016; 윤성주 외, 2016; 배경태, 2016; 이형용 외, 2017; 장수희 외, 2017; 신성호 외, 2018; 이창민 외, 2022; 오승원 외, 2020; 박소연 외, 2022; 최현오 외, 2022; 김재휘 외, 2023; 박찬·이경순, 2023; 박종현 외, 2023; 오유미 외, 2023; 강동곤 외, 2024; 양성준, 2024; 윤민정 외, 2024; 허다솜·정승권, 2024; Gu et al., 2022).

한편, 일부 국내 농산물 특정 품목을 대상으로 예측 조합방식이 적용되었으나(이석일 외, 2015; 하지

²⁾ 웹 데이터베이스 Web of Science에 포함된 1969~2021년의 예측 관련 실증 연구 중 예측 조합방식을 적용한 연구는 꾸준히 증가하여 2021년 기준 13.8%의 비중을 차지하는 것으로 나타났다(Wang et al., 2022).

회 외, 2017; Yin et al., 2020),³⁾ 국외 실증 연구에서와 같이 회귀분석, 예측성과, 정보 기준 등에 기반하여 조합 가중치를 추정하고, 예측치를 조합하는 예측 시스템은 거의 적용되지 않았다. 이러한 측면에서 볼 때, 본 연구는 농산물 가격 예측을 위해 개별 예측 모형의 예측력 평가에 그치지 않고, 다양한 예측 조합 전략을 국내 농산물 가격 예측에 폭넓게 적용한다는 점에서 차별성을 가진다.

최근 국내 농산물 가격의 불확실성이 증대되고 있는 상황을 고려하면 국외에서 우수한 예측력으로 주목받는 예측 조합방식 등 다양한 가격 예측 기법의 적용을 통해 안정된 가격 예측 시스템을 구축해 나갈 필요가 있다.

따라서 본 연구의 목적은 양념채소 주요 품목 중 양파, 마늘, 건고추 3개 품목을 대상으로 다양한 가격 예측 모형들을 적용하여 개별 가격 예측치를 추정하고, 이를 조합하여 얻은 새로운 가격 예측치의 예측성과를 밝혀내는 데 있다. 구체적인 세부 목적으로 첫째, 지수평활, AIRMA 등의 시계열 모형과 인공 신경망 등 다양한 예측 기법을 통해 품목별 가격 예측치를 추정한다. 둘째, 개별 모형으로부터 도출된 예측치들에 대해 다양한 방법으로 각기 다른 가중치를 부여하여 조합함으로써 새로운 가격 예측치를 도출한다. 셋째, 예측 조합을 통해 얻은 예측치와 개별 예측 모형의 다양한 예측치 간 예측력을 비교 평가하여 예측 조합 전략의 예측력 향상 여부를 밝혀낸다.

본 연구는 제2절에서 연구 방법 및 절차를 제시하고, 제3절에서는 분석 결과를, 마지막 제4절에서는 요약 및 결론을 제시한다.

2. 연구 방법 및 절차

본 연구에서는 먼저 다양한 가격 예측 모형들을 제시한 후 개별 예측 모형에서 얻어진 예측치들을 조합하여 새로운 가격 예측치를 도출하는 방법을 제시한다. 채소가격에 대한 예측은 주로 단기적인 예측이 많이 이루어지는 점을 고려하여 각 예측 모형의 예측 기간(forecast horizon; h)은 1개월부터 6개월까지로 설정한다.

가격 예측 모형에는 현재의 가격이 미래의 가격으로 그대로 이어진다는 단순 모형(naive model)에서부터 시계열 모형, 인공 신경망 알고리즘 등이 포함된다. 지수평활과 ARIMA의 시계열 모형은 선행 연구를 통해 폭넓게 적용되었고, 예측력도 우수한 것으로 널리 알려져 있다. 또한, 지수평활은 추세와 계절성을 고려할 수 있고, AIRMA는 계절성과 외생변수를 포함하는 다양한 구조의 모형 구축이 가능하

3) 이석일 외(2015)와 하지희 외(2017)는 육계, 마늘, 양파를 대상으로 ARIMA, GARCH 등의 시계열 모형 가격 예측치와 농업관측 센터에서 제공하는 전망치를 대상으로 Encompassing 검정을 적용하였다. Encompassing 검정은 선호되는 예측치가 대안의 다른 예측치를 포괄하는지 평가하는 것으로, 만약 대안의 예측치가 선호되는 예측치에 포함되지 않은 고유의 정보를 지니고 있다면, 두 예측치를 선행 결합하는 방식이다. Yin et al.(2020)은 시계열 분해 기법인 STL(seasonal trend decomposition using the Loess)을 이용하여 주요 채소류 품목의 월별 가격 자료를 추세, 계절성, 나머지 성분으로 분해한 후 각 성분을 딥러닝 알고리즘인 LSTM(long short term memory)으로 학습하여 도출된 예측치를 다시 조합하는 분석을 수행하였다.

여 예측 모형으로 선정하였다. 인공 신경망의 경우에는 최근 딥러닝에 대한 적용 빈도가 증가하고 있는 만큼 본 연구에서는 비교적 단순한 구조의 딥러닝인 인공 신경망을 적용코자 한다.

마지막으로, 선정된 최종 개별 예측 모형의 예측치들과 조합을 통하여 도출된 새로운 예측치 간에 예측의 정확도 측면에서 유의한 차이가 존재하는지를 밝혀낸다.

본 연구는 분석을 위해 통계 프로그램 R을 이용하였고, 개별 예측 모형을 구축하기 위해 R의 forecast, rugarch 패키지에 포함된 다양한 함수를 이용하였다. 단순 기법(naive) 추정을 위한 함수는 naive(), ETS 지수평활은 ets(), ARIMA는 auto.arima(), Arima(), ARIMA-GARCH는 ugarchspec(), ugarchfit(), 인공 신경망은 nnetar()이다.

2.1. 가격 예측 모형(Price forecasting models)

2.1.1. 단순한 예측 기법(Naive forecasting method)

단순 기법(naive method)은 시계열 자료의 마지막 값이 미래에도 지속될 것이라는 가정하에 미래를 예측하는 모형이다(즉, $\hat{y}_{t+h} = y_t$). 분석 대상 자료가 긴 주기의 상승 또는 하락 추세를 보이거나 예측할 수 없는 방향 변화가 있는 확률 보행(random walk) 패턴을 따를 때 가장 합리적인 예측 모형으로 단순 기법이 적용될 수 있다. 즉, 미래를 예측하기 어렵고, 상승 또는 하락 확률이 같은 상황에서 마지막 관측값이 최적의 예측치가 된다. 이러한 단순 기법의 예측 정확도는 과거의 패턴이나 외생변수를 반영하여 예측력 향상을 시도하는 상대적으로 복잡한 예측 모형에 대한 기준치(baseline)로 고려될 수 있다.

2.1.2. ETS(Error, Trend, Seasonality) 지수평활(Exponential smoothing) 모형

지수평활은 과거 관측값의 가중평균(weighted average)을 통해 예측치를 도출하고, 관측값이 오래될수록 지수적으로(exponentially) 감소하는 가중치를 부여하는 기법이다. 그동안 대표적인 지수평활법으로 Holt-Winters 모형이 폭넓게 사용됐으나, 최근에는 보다 일반화한 형태의 ETS(Error, Trend, Seasonality) 모형이 널리 사용되고 있다. ETS 모형은 Holt-Winters 모형을 포함하는 보다 일반적이고 확장된 모형이다.

ETS 모형은 시계열의 구조를 오차(E), 추세(T), 계절성(S)의 세 가지 구성요소로 나눈다. <표 1>에서 보는 바와 같이, ETS 모형은 오차, 추세, 계절성 각각을 additive 또는 multiplicative의 형태로 조합하여 다양한 모형을 구성할 수 있다. Additive(A)는 시계열의 변동폭이 일정한 수준일 때, 그리고 multiplicative(M)는 시계열의 변동폭이 일정한 비율일 때를 말한다. 한편, 추세(T) 구성요소에서 additive damped(Ad)는 시간이 지나면서 추세의 증가폭이나 감소폭이 점차 감쇠하는 것을 의미한다.

다. ETS 모형의 표현 방식은 오차, 추세, 계절성의 결합 방식에 따라 매우 다양하게 나타날 수 있다. 예컨대, ETS(A, A, A)는 additive error, additive trend, additive seasonality를 나타내고, ETS(M, Ad, N)는 multiplicative error, additive damped trend, no seasonality를 나타낸다.

표 1. 오차, 추세, 계절성을 고려한 ETS 지수평활 모형

구성요소	가능한 형태	내용
Error(E)	Additive(A), Multiplicative(M)	오차 구조(실제값과 예측치의 차이를 다루는 방식)
Trend(T)	None(N), Additive(A), Additive damped(Ad)	추세(시간에 따른 증가 또는 감소 경향)
Seasonality(S)	None(N), Additive(A), Multiplicative(M)	계절성(주기적인 패턴)

2.1.3. ARIMA(Autoregressive integrated moving average) 모형

ARIMA 모형은 자기회귀(autoregressive: AR) 과정과 이동평균(moving average: MA) 과정을 결합하여 수식화한 모형이다. ARIMA 모형의 차수는 일반적으로 $ARIMA(p, d, q)$ 로 표시되는데, p 는 자기회귀(AR) 차수, d 는 차분(differencing) 횟수, q 는 이동평균(MA) 차수를 나타낸다.

y_t 가 정상(stationary) 시계열인 경우 ARIMA 모형은 식(1)과 같이 표현되며, 이 경우 차수는 $ARIMA(p, 0, q)$ 로 표시된다.

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

여기서, ϕ_i 는 자기회귀항(AR)의 계수, θ_j 는 이동평균항(MA)의 계수를 나타내고, ε_t 는 백색잡음(white noise)이다.

한편, y_t 가 비정상(non-stationary) 시계열인 경우는 원시계열 y_t 를 차분(즉, $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$)하여 정상적인 시계열로 변환한 후 ARIMA 모형을 적용하는데, 이 경우 차수는 $ARIMA(p, d, q)$ 로 표시된다.⁴⁾ 1차 차분한 시계열에 적용되는 ARIMA 모형은 식 (2)와 같이 표현된다.

$$\Delta y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

ARIMA 모형을 구축하는 과정에서 시계열에 계절적 패턴이 관측되면 계절성(seasonality) 항을 추

⁴⁾ ARIMA의 차수는 통계 프로그램 R의 forecast 패키지 `auto.arima()` 함수를 통해 자동으로 선택할 수 있다. `auto.arima()` 함수는 Hyndman-Khadakar(2008) 알고리즘의 변형된 형태를 적용한 것이다(Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

가로 포함하는 Seasonal ARIMA, 즉 SARIMA 모형을 고려할 수 있다. SARIMA 모형은 한 마디로 ARIMA 모형에 계절 성분을 추가한 모형이라고 할 수 있는데, 비계절(non-seasonal) ARIMA 모형 (p, d, q) 와 계절(seasonal) ARIMA 모형 $(P, D, Q)_s$ 의 두 부분으로 구성된다. SARIMA 모형은 일반적으로 $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s$ 로 표기되는데, 여기서 p : 비계절 AR 차수, d : 비계절 차분 차수, q : 비계절 MA 차수를 나타내고, P : 계절 AR 차수, D : 계절 차분 차수, Q : 계절 MA 차수를 나타내는 한편, s 는 계절 주기(예: 월별 데이터라면 $s=12$, 분기별이면 $s=4$)를 나타낸다.

또한, 본 연구에서는 외생변수(exogenous variables)를 추가하여 ARIMA 모형을 확장한 ARIMAX(ARIMA with exogenous variables) 모형도 개별 예측 모형에 포함하였다. 여기서, 외생변수는 양파, 마늘, 건고추 도매가격에 영향을 미치는 도매시장 반입량, 수입량, 계절성 더미변수(dummy variable) 등을 고려하였다. ARIMAX 모형의 차수는 $ARIMAX(p, d, q; r)$ 로 표시되는데, p 는 자기회귀(AR) 차수, d 는 차분(differencing) 횟수, q 는 이동평균(MA) 차수, 그리고 r 은 외생변수의 차원 또는 개수를 나타낸다. ARIMAX 모형을 수식으로 표현하면, 식 (3)과 같다.

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{k=0}^r \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t \quad (3)$$

여기서, $x_{k,t}$ 는 시점 t 의 외생변수 k , 그리고 β_k 는 외생변수의 계수를 나타낸다.

2.1.4. ARIMA-GARCH(Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity)

ARIMA 모형은 시간의 경과에도 분산이 일정하다고 가정하나, 시계열 자료의 경우 시기별로 분산이 달라지는 이분산(heteroskedasticity)이 빈번하게 발견된다. 오차의 분산을 모형에 포함하여 이분산을 적절하게 처리한다면, 정확한 신뢰구간의 추정과 효율적인 추정량을 얻을 수 있다. Bollerslev(1986)는 이러한 분산 또는 변동성을 모형화하기 위해 GARCH 모형을 고안하였다.

ARIMA-GARCH 모형은 평균 방정식(mean equation)인 ARIMA 모형과 분산 방정식(variance equation)인 GARCH 모형의 두 부분으로 구성된다. ARIMA 모형은 시계열의 평균 구조를 설명하는 한편 GARCH 모형은 시계열의 변동성 구조(즉, 조건부 분산)를 설명한다. $ARIMA(p, d, q)$ -GARCH (p, q) 모형은 일반적으로 식 (4-1) 및 식 (4-2)와 같이 표현된다.

$$\Delta y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4-1)$$

$$\sigma_t^2 = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad \varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad z_t \sim i.i.d. N(0, 1) \quad (4-2)$$

여기서 σ_t^2 는 오차항의 과거 정보에 기초한 분산이기 때문에 조건부 분산(conditional variance)이라 불린다. α_i 와 β_j 는 ARCH와 GARCH 계수를 각각 나타낸다.

ARIMA-GARCH 모형은 시계열 자료의 선형(linear) 및 비선형(nonlinear) 패턴을 효과적으로 설명하기 위해 적용되는 기법이다. 분석 절차를 살펴보면, 먼저 분석 대상 시계열 자료의 추세(trend), 계절성(seasonality), 자기상관성(autocorrelation) 등의 선형 패턴을 반영하는 최적의 ARIMA 모형을 추정한다. ARIAM 모형으로부터 도출된 오차는 선형적 패턴이 제거된 후 남은 정보이다. 이러한 오차에 이분산성의 특성이 보이면 GARCH로 모형화하여 ARIMA와 조합함으로써 선형 및 비선형 특성을 반영한 최종 예측치를 도출하게 된다(Yaziz et al., 2013).

2.1.5. 인공 신경망(Neural network: NN) 모형

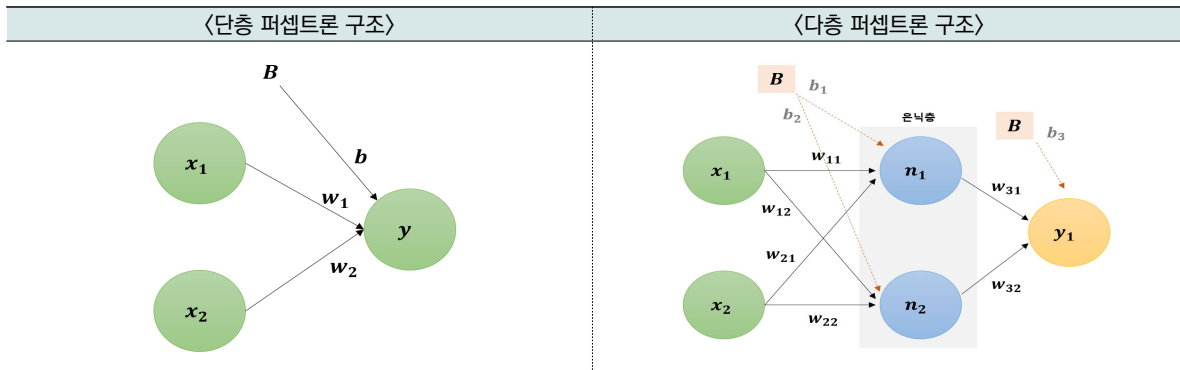
인공 신경망은 1957년 Frank Rosenblatt에 의해 고안된 퍼셉트론(perceptron)이다. 퍼셉트론은 다수의 신호를 받아 하나의 신호를 출력하는 알고리즘이다. <그림 1>과 같이 단층(single-layer) 퍼셉트론은 입력층(input layer)과 출력층(output layer)으로 구성되고, 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층(hidden layer)을 추가할 경우, 비선형 자료에 대한 학습이 강화된 다층(multi-layer) 퍼셉트론이 된다(서지영, 2022; 조태호, 2023; Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

단층 퍼셉트론의 구조에서 x_1 과 x_2 는 입력신호, y 는 출력 신호, b 는 편향, w_1 , w_2 는 각 신호의 가중치를 나타내는 매개변수이다. 그림의 원을 뉴런 혹은 노드(node)라고 부르고, 입력신호가 뉴런에 보내질 때 각각의 고유한 가중치가 곱해진다. 입력신호에 가중치를 곱한 값과 편향을 합하여, 그 값이 임계값(θ)을 넘으면 1을 출력한다. 다층 퍼셉트론에서는 각 노드의 입력신호에 가중치를 곱하고 편향을 더한 값, 즉 가중합은 은닉층에 보내진다. 은닉층에 취합된 가중합은 비선형 함수인 활성화 함수(activation function)⁵⁾를 통해 n_1 과 n_2 가 계산된다. 이러한 결과값은 출력층으로 전달되어 다시 활성화 함수를 이용하여 y_1 예측값을 출력하게 된다.

본 연구에 이용된 NNAR(Neural network autoregression)은 시계열 자료에 대해 추정된 인공 신경망 모형으로 $NNAR(p, P, k)[m]$ 으로 표현된다. 여기서, p 는 입력값에 대한 비계절성 시차(lags)의 수, P 는 계절성 시차의 수, k 는 은닉층의 노드 수, 그리고 m 은 계절 주기를 나타낸다. 즉, $NNAR(p, P, k)[m]$ 모형에는 입력값 $(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-p}, y_{t-m}, y_{t-2m}, y_{t-Pm})$ 이 있고, 은닉층에 k 개의 신경 세포가 있다. 본 연구에서는 입력값에 양파, 마늘, 건고추 가격에 대한 시차값뿐만 아니라 도매시장 반입량과 수입량을 입력값으로 추가하여 개별 예측 모형을 추정하였다.

⁵⁾ 활성화 함수는 S자 형태로 그래프가 그려지는 시그모이드 함수(sigmoid function)를 이용하였다(조태호, 2023).

그림 1. 퍼셉트론(perceptron) 구조



2.2. 예측 조합법(Forecast combination methods)

2.2.1. 단순 평균(Simple average)에 의한 가중치 부여 방식

예측치를 조합하는 가장 단순한 방법은 여러 개별 예측치를 단순히 평균하는 것으로, 각각의 가격 예측치에는 동일한 가중치($=1/N$)가 부여된다. 이 방법은 직관적으로 이해하기 쉽고, 계산이 용이할 뿐만 아니라 여러 실증 연구에서 우수한 예측력이 입증되었다. Bates & Granger(1969)와 Clemen(1989)은 단순 평균 조합방식을 통해서도 예측력이 향상될 수 있음을 주장하였다. 또한, 복잡한 가중치 산출 방식은 이론적 강건성에도 불구하고 단순 평균 조합 대비 예측력이 오히려 낮은 결과가 여러 실증 연구를 통해 밝혀졌다.⁶⁾ 따라서 단순 평균에 의한 예측 조합은 가중치 산출에 대한 불확실성을 해소하는 동시에 개별 예측치의 편향과 분산을 줄이는 예측 기법으로 적용될 수 있다(Bec & Mogliani, 2013; Granziera et al., 2013; Wang et al., 2022).

h 단계 앞선 N 개의 개별 예측치($\hat{y}_{t+h,i}$)를 평균 조합한 예측치는 식 (5)와 같다.

$$\hat{y}_{t+h}^c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}_{t+h,i} \quad (5)$$

여러 개별 예측치를 평균하는 방식 이외에도 비교적 단순한 조합법으로 개별 예측치의 중앙값(median)을 이용하기도 한다. 이는 단순 평균 대비 극단값(outlier: 이상치)을 가지는 개별 예측치에 덜 민감하다는 이점이 있다. 본 연구에서는 단순 조합방식 중 평균과 중앙값을 모두 이용하여 개별 예측치를 조합하였다.

⁶⁾ 이러한 현상을 “forecast combination puzzle”이라 한다(Wang et al., 2022). 이 용어는 한 마디로 단순 평균에 의한 예측 조합이 복잡하고 정교하게 산정된 가중치에 의한 조합방식보다 더 안정적이고 예측력이 높은 경우가 많은 현상을 말한다.

2.2.2. 회귀 분석에 기초한(regression-based) 가중치 부여 방식

Granger & Ramanathan(1984)는 식 (6)과 같이 선형 회귀 분석에 기초한 가중치 추정 방법을 제시하였다. 여기서 종속변수는 과거 관측치(실제값)이고, 독립변수는 개별 모형의 예측치로 구성된다. 식 (6)의 회귀방정식을 통해 추정된 회귀계수가 각각의 개별 예측치에 부여되는 가중치이다(Bec & Mogliani, 2013; Granziera et al., 2013; Wang et al., 2022).

$$y_{t+h} = c + w^1 \hat{y}_{t+h}^1 + w^2 \hat{y}_{t+h}^2 + \dots + w^N \hat{y}_{t+h}^N + \varepsilon_{t+h} \quad (6)$$

여기서, $\hat{y}_{t+h}^i$ ($i = 1, 2, \dots, N$)는 개별 모형 i 에 의한 가격 예측치, 그리고 회귀계수 w^i 는 개별 가격 예측치 i 에 부여되는 가중치를 나타낸다.

회귀 분석에 기반한 조합방식은 각 예측 모형의 상대적 설명력을 반영하여 통계적으로 최적화된 가중치를 도출해 낼 수 있는 장점이 있다. 그러나 학습 데이터가 적을 경우 과적합(overfitting) 위험이 존재하고, 다중 공선성(multicollinearity) 등의 영향으로 가중치 추정이 불안정해지는 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제에 대처하기 위해 다양한 제약조건을 부과하는데, 대표적으로 가중치의 합이 1(즉, $\sum_{i=1}^N w^i = 1$)이 되도록 하거나 비음(nonnegative)의 제약조건(즉, $w^i \geq 0$)을 부과한다. 실제로 Gunter(1992, 재인용, Wang et al., 2022)는 가중치의 합 1과 비음의 제약조건을 부과함으로써 안정된 조합 예측치 도출은 물론 예측력도 높아질 수 있음을 증명한 바 있다. 본 연구는 가중치의 합이 1이고 각각의 가중치가 비음이라는 제약조건 하에서 개별 예측치에 부여되는 가중치를 추정하였다.

2.2.3. 예측성과에 기초한(performance-based) 가중치 부여 방식

이 방식은 각 예측 모형의 과거 예측성과에 따라 가중치를 차등 부여하는 방법이다. 즉, MSE(mean squared error: 평균 제곱 오차), RMSE(root mean squared error: 평균 제곱근 오차), MAE(mean absolute error: 평균 절대 오차) 등과 같이 예측 모형의 정확도를 평가하는 지표를 이용하여 예측력이 좋은 모형에 더 큰 가중치를 부여한다(Bec & Mogliani, 2013; Granziera et al., 2013; Wang et al., 2022). Stock & Watson(1999)은 식 (7)과 같이 MSE에 기초한 가중치 산출 방식을 제안하였다.

$$w_{t+h,i} = \frac{(MSE_{t+h,i})^{-1}}{\sum_{j=1}^N (MSE_{t+h,j})^{-1}}, \text{ where } MSE_{t+h,i} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_{t+h} - \hat{y}_{t+h,i})^2 \quad (7)$$

가중치의 산식에는 예측 오차인 MSE의 역수(inverse)가 등장하는데, 분모는 개별 예측 모형의 MSE 역수를 모두 합산한 것이고, 분자는 개별 해당 예측 모형의 MSE 역수다. 따라서, MSE가 클수록(즉, 예측 오차가 클수록) 낮은 가중치가 도출되는 반면 MSE가 작을수록(즉, 예측 오차가 작을수록) 높은 가중치가 도출된다. 이와 관련한 연구에서는 MSE 외에 RMSE 등을 이용하기도 한다.

한편, Aiolfi & Timmermann(2006)은 MSE 순위(rank)를 이용한 가중치 추정 방법을 제안하였다. 모든 개별 예측 모형은 예측 오차인 MSE 결과에 기초하여 순위가 부여되는데, MSE가 가장 낮으면(즉, 예측 오차가 가장 작으면) 순위는 가장 높은 1이 되고, MSE가 두 번째로 낮으면 순위는 두 번째로 높은 2가 되는 식이다. 식 (8)에서 보는 바와 같이, 가중치 산식의 분모와 분자에는 순위의 역수가 등장한다. 따라서, 순위가 높을수록(즉, 예측 오차가 작을수록) 가중치가 커지는 반면 순위가 낮을수록(즉, 예측 오차가 클수록) 가중치가 작아지게 된다.

$$w_{t+h,i} = \frac{(RANK_{t+h,i})^{-1}}{\sum_{j=1}^N (RANK_{t+h,j})^{-1}}, \text{ where } RANK_{t+h,i} = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

2.2.4. 정보 기준에 기초한(information criteria-based) 가중치 부여 방식

특정 데이터에 적합한 예측 모형을 선택하는 방법으로 AIC(Akaike's information criterion), BIC(Bayesian information criterion) 등의 정보 기준(information criterion)이 활용된다. 일반적으로 AIC, BIC 값이 상대적으로 작을수록 적합도가 높은 모형으로 평가된다. 정보 기준은 여러 대안의 모형 중 하나의 개별 모형을 선택하는 데 유용하나, 선택되지 않은 모형에 대한 정보가 활용되지 못하는 한계가 있다. 이러한 점을 고려하여 Burnham & Anderson(2002)은 정보 기준에 기초하여 하나의 모형을 선택하지 않고, 여러 모형을 조합하는 방법을 제안하였다(Kolassa, 2011; Wang et al., 2022).

정보 기준에 기반한 예측 조합의 가장 일반적인 접근방식은 AIC 가중치(Akaike weights)를 적용하는 것이다. AIC 값이 제안된 모형과 데이터 생성 과정(data generating process) 간의 Kullback-Leibler 거리⁷⁾를 측정한다는 관점에서 모형 간 AIC 차이를 비교하여 가중치를 추정한다.

AIC 가중치를 도출하기 위해서는 우선, 식 (9-1)을 통해 모형 i 가 AIC 값이 가장 작은 최적 모형 j 에 비해 얼마나 떨어져 있는지 측정하고, 이를 식 (9-2)에 포함하여 최종 가중치를 도출한다.

⁷⁾ Kullback-Leibler 거리(Kullback-Leibler divergence: KL divergence)는 두 확률 분포 간의 차이(비유사성, dissimilarity)를 측정하는 방법이다.

$$\Delta AIC_i = AIC_i - \min_{j \in N} AIC(j) \quad (9-1)$$

$$w_{t+h,i} = \frac{\exp(-0.5 \Delta AIC_i)}{\sum_{j=1}^N \exp(-0.5 \Delta AIC_j)} \quad (9-2)$$

식 (9-2)에서 분자의 $\exp(-0.5 \Delta AIC_i)$ 는 AIC가 가장 낮은 최적 모형 j 와 비교하여 개별 모형 i 가 데이터에 얼마나 적합한지 나타내는 상대적 우도(likelihood)이다. 이를 모형 전체(N)에 포함된 다른 모형 j 에 대한 우도의 합인 $\sum_{j=1}^N \exp(-0.5 \Delta AIC_j)$ 로 정규화(normalize)하여 가중치를 도출한다. 따라서 AIC 가중치는 데이터 생성 과정에 가장 근사하는(approximating) 최적 모형에 대한 선택 확률로 AIC 값이 낮은 모형일수록 데이터에 적합한 모형으로 평가하여 높은 가중치가 부여된다.

이러한 정보 기준에 따른 가중치 추정 방식은 AICc(AIC corrected for small sample bias), BIC 등을 적용하기도 하는데, 본 연구는 AIC 가중치 추정 방식을 활용하였다.

2.3. 가격 예측의 정확도(Forecasting accuracy) 측정 방법

가격 예측의 정확도는 일반적으로 실제값과 예측치 간의 차이인 예측 오차($e_{t+h} = y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}$)에 기반하여 평가한다. 본 연구에서는 예측력을 평가하는 여러 방법 중 RMSE(root mean squared error: 제곱근 평균 제곱 오차)와 MAPE(mean absolute percentage error: 평균 절대 백분율 오차)를 활용하였다. RMSE는 예측 오차의 평균적인 크기(규모)를 보여준다. 예측 모형 간 RMSE를 비교하면, 예측 오차의 크기 차이를 수치적으로 파악할 수 있기 때문에 동일한 시계열 자료를 대상으로 하는 경우 직접적인 비교가 가능하다는 장점이 있다. 또한 RMSE는 분석자료의 물리적 단위와 동일한 단위로 표시되기 때문에 예측 오차의 절대적인 크기를 정량적으로 비교하기가 용이하다. RMSE는 오차를 제곱하기 때문에 큰 오차일수록 더욱 크게 계산되는 특징이 있어 값이 작을수록 좋은 모형으로 평가된다.

한편, MAPE는 예측이 평균적으로 몇 %의 오차를 나타내는지 보여준다. MAPE는 실제값에 대비한 예측 오차의 크기를 평균하여 백분율(%)로 표현하기 때문에 예측 오차의 상대적인 크기를 나타낸다. MAPE는 백분율로 표시되기 때문에 자료의 측정 단위와 관련 없는(unit-free) 이점으로 인해 서로 다른 단위나 규모의 시계열 간 비교에 많이 활용된다. MAPE도 RMSE와 마찬가지로, 값이 작을수록 좋은 모형으로 평가된다.

RMSE와 MAPE의 산출식은 각각 식 (10-1)과 식 (10-2)으로 표현된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{t+h,i} - \hat{y}_{t+h,i})^2} \quad (10-1)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_{t+h,i} - \hat{y}_{t+h,i}|}{y_{t+h,i}} \times 100 \quad (10-2)$$

2.4. 분석자료

본 연구에 이용된 양념채소는 양파, 마늘과 건고추 세 가지 품목이다. 양파의 가격은 서울시농수산물품공사에서 제공하는 가락시장 상품 기준의 가격이고, 마늘과 건고추 가격은 한국농수산물유통공사(aT)에서 제공하는 서울, 부산, 대구, 광주, 대전의 5대 도매시장 평균 가격자료를 이용한다.⁸⁾ 마늘은 깬마늘 기준으로 가격 단위는 원/kg이고, 건고추는 화건 기준으로 가격 단위는 원/600g이다.

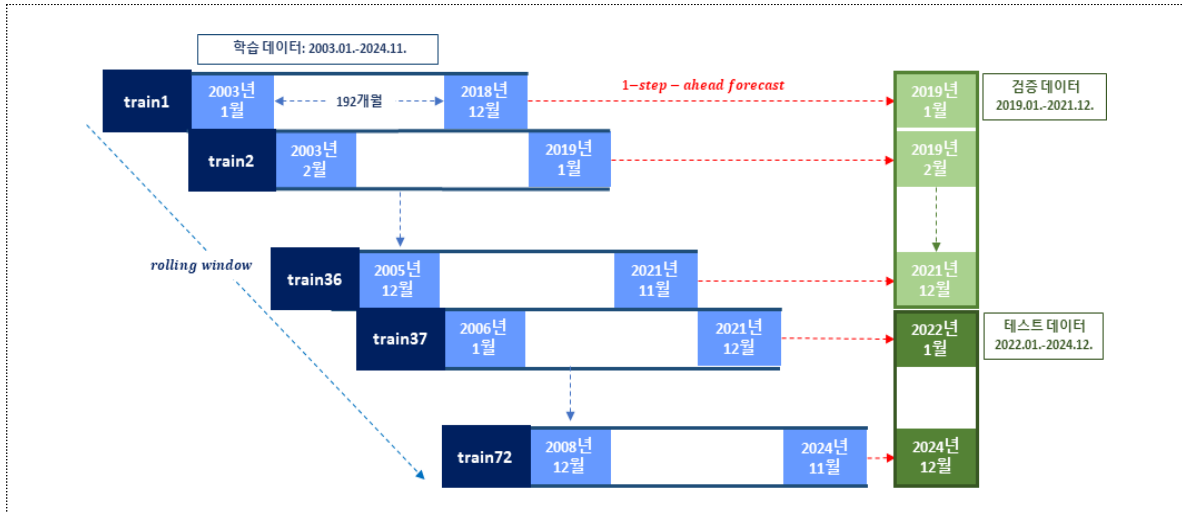
본 연구에 이용된 가격자료의 표본기간은 2003년 1월부터 2024년 12월까지(22년)이고, 각 품목의 가격은 월별 가격이다. 본 연구는 가격 예측 모형을 구축하여 개별 가격 예측치를 도출하고, 예측 조합을 위한 가중치를 산출하는 한편 예측의 정확도를 측정하기 위해 전체 가격자료를 학습 데이터(training set), 검증 데이터(validation set), 테스트 데이터(test set)로 구분하였다.

우선, 학습 데이터의 설정 방법은 구간이동법(rolling window)을 고려하였다. 구간이동법은 예측 시점이 1단계 증가하면 학습 데이터의 시작과 마지막 시점이 1단계씩 동시에 이동하여 학습 표본의 크기가 동일하게 유지되는 특징이 있고, 구조변화 등을 빠르게 반영할 수 있는 이점이 있다(이진희·김덕파, 2014).

〈그림 2〉는 2003년 1월부터 2024년 11월까지의 학습 데이터를 대상으로 구간이동법에 따라 1단계 앞선(1-step-ahead), 즉 1개월 후의 가격을 예측하는 방법을 예시하고 있다. 가장 먼저 2003년 1월~2018년 12월(N=192)의 학습 데이터(train 1)를 이용하여 개별 예측 모형의 모수(parameters)를 추정하고, 1개월 후인 2019년 1월의 예측치를 도출한다. 그다음 한 구간을 이동하여 2003년 2월~2019년 1월의 학습 데이터(train 2)를 통해 2019년 2월의 예측치를 추정한다. 이러한 구간이동법을 통해 구성된 72개의 학습 데이터를 순차적으로 적용하여 2019년 1월~2024년 12월의 월별 가격 예측치를 도출한다.

⁸⁾ 건고추와 마늘은 양파와 달리 가락동 농수산물도매시장의 상장 예외 품목으로 5대 도매시장 가격자료를 분석에 적용하였다.

그림 2. 구간이동법(Rolling window)에 따라 1개월 후의(1-step-ahead) 가격을 예측하기 위한 분석자료의 구성:
학습(training), 검증(validation) 및 테스트(test) 자료



검증 데이터는 2019년 1월부터 2021년 12월까지(3년)이고, 테스트 데이터는 2022년 1월부터 2024년 12월까지(3년)이다.⁹⁾ 학습 데이터를 이용하여 얻은 검증 데이터(2019년 1월~2021년 12월)의 가격 예측치는 실제값과 더불어 여러 예측 조합 방법의 조합 가중치를 도출하는 데 사용된다. 여기서 추정된 가중치를 테스트 데이터(2022년 1월~2024년 12월)에 적용하여 개별 예측 모형의 가격 예측치를 조합함으로써 새로운 조합 예측치를 도출한다. 최종적으로 테스트 데이터의 개별 예측치와 조합 예측치를 실제값과 비교하여 예측력을 평가한다.

3. 분석 결과

3.1. 기초 통계량

본 연구에 이용된 양파, 마늘, 건고추 도매가격에 대한 기초 통계량은 <표 2>와 같다.

양파의 2003~2024년 평균 도매가격은 908원/kg이고, 최댓값과 최솟값은 각각 2,342원/kg, 275원/kg, 표준편차는 354원/kg이다. 마늘의 평균 도매가격은 5,428원/kg이고, 최솟값 3,036원/kg에서 최댓값 8,791원/kg 사이의 가격 분포를 나타냈다. 건고추의 평균 가격은 8,764원/600g이고, 최솟값과 최댓값은 각각 8,110원/600g, 17,830원/600g이다.

⁹⁾ 일반적으로 예측치를 도출하고, 예측력을 평가하기 위해 활용되는 검증 및 테스트 데이터는 전체 표본의 약 20~30% 수준임을 고려하여 본 연구에서는 전체 데이터 표본 수 264개 중 27.3% 수준인 72개를 검증 및 테스트 데이터로 이용하였다.

표 2. 양파, 마늘, 건고추 도매가격에 대한 기초 통계량 (N=264)

구분	평균	중앙값	최대값	최소값	표준편차	왜도	첨도
양파(원/kg)	907.8	869.8	2,342.4	274.6	353.9	0.78	3.52
마늘(원/kg)	5,428.0	5,626.0	8,791.0	3,036.0	1,706.0	0.22	1.72
건고추(원/600g)	8,763.6	8,109.0	17,826.2	3,562.2	3,535.5	0.52	2.04

자료: 서울특별시농수산물공사, 한국농수산물유통공사.

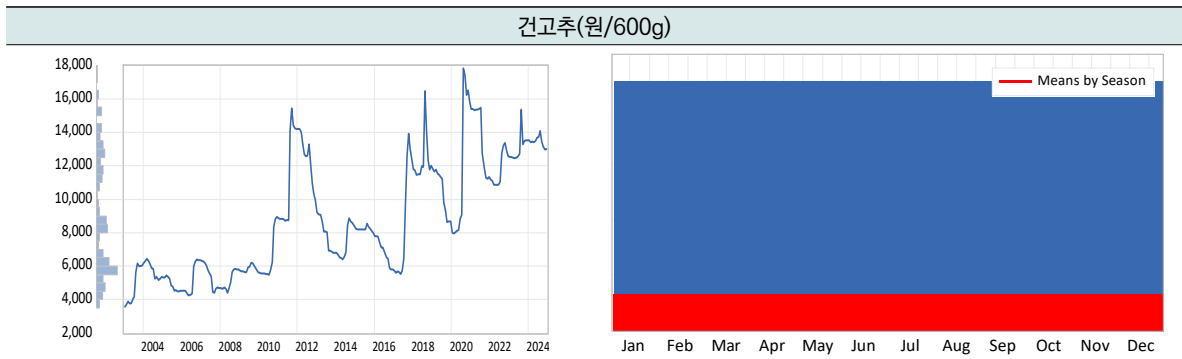
〈그림 3〉은 2003~2024년의 기간 동안 각 품목의 월별 도매가격 변동 추세와 전월 대비 가격 변동성(volatility)을 나타내고 있다. 양파의 가격 추세를 살펴보면, 매년 공급 수준에 따라 가격은 등락을 반복하는 패턴을 나타내고 있다. 2010년 이후에는 양파의 주 수확기인 5~6월 고온 등의 이상기상 발생 빈도 증가로 가격 변동성이 확대된 것이 특징이다. 양파의 전월 대비 가격 변동성은 수확이 본격적으로 이루어지는 4~5월에 크고, 수확이 마무리되는 6월 이후에는 저장 출하기로 변동성이 크지 않다. 마늘과 건고추는 양파에 비해 2010년 이후 가격 상승 패턴이 뚜렷하게 나타났다. 이는 주산지 기상 악화 영향뿐만 아니라 양파가 2003년 이후 재배면적이 연평균 2.0%씩 증가한 것과 달리 마늘과 건고추의 재배면적은 각각 1.6%, 3.7%씩 감소하여 가격 상승을 견인한 것으로 분석된다(한국농촌경제연구원, 2025). 마늘의 계절별 가격 변동성은 5~8월이 상대적으로 크고,¹⁰⁾ 건고추는 8월이 가장 크다.

그림 3. 2003~2024년 품목별 도매가격 변동 추세와 전월 대비 가격 변동성(volatility)



10) 마늘은 양파와 유사하게 5~6월에 수확이 많이 이루어지는 특징이 있으나, 7~8월 마늘의 가격 변동성은 양파와 달리 큰 것으로 나타났다. 양파의 경우 수확 후 바로 출하 및 유통되어 산지와 시장가격이 5~6월에 형성되나, 마늘은 5~6월 수확 후 건조 작업과 농협 수매 등으로 산지 가격 형성이 상대적으로 늦어 7~8월까지 가격 변동성이 큰 것으로 나타났다.

(계속)



주: 가격 변동성은 (전월 대비 증감률_t - 전월 대비 증감률 평균값)²과 같은 산출 근거에 따라 제시될 수 있고, 여기서 전월 대비 증감률에 대한 산출식은 $100 \times [\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})]$ 와 같음.

자료: 서울특별시농수산물공사, 한국농수산물유통공사.

3.2. 품목별 가격 예측 모형 선정 결과

〈표 3〉은 품목별로 개별 가격 예측 모형을 선정한 결과를 총괄하여 제시하고 있다. 본 연구는 각종 정보 기준 및 통계 패키지 R의 최적 모형 자동 선택 기능의 도움을 받아 개별 가격 예측 모형별로 최적 차수의 모형을 선정하였다. 본 연구는 개별 가격 예측 모형을 추정하는 데 있어서 rolling window 방식을 적용함에 따라 학습 데이터에서 자료의 구간이 한 단계씩 이동할 때마다 매번 새롭게 모형을 추정하였다. 또한 품목별로 6개씩(1~6개월)의 예측 기간을 고려한 만큼 각 예측 기간별로 수많은 횟수의 모형 추정 시도가 이루어졌다. 다행히도 rolling window가 1개월씩 바뀌는 과정에서는 모형의 차수에도 변화가 크지 않아 공통의 차수를 지닌 소수의 모형으로 집약되었다. 그 가운데 출현 빈도가 상대적으로 높은 모형을 최적 차수를 지닌 대표 모형으로 선정하였다.

본 연구의 가격 예측 모형은 단순 예측 기법, ETS 지수평활 모형, ARIMA, ARIMA-GARCH, ARIMAX, 인공 신경망으로 구분된다. ETS 지수평활 모형과 ARIMA 모형에서 2개씩의 세부 모형을 포함한 결과 양파의 경우 총 8개의 예측 모형을 선정하였고, 마늘과 건고추의 경우는 GARCH 효과가 확인되지 않아 ARIMA-GARCH 모형을 제외한 총 7개의 예측 모형을 각각 선정하였다.

양파의 경우 ARIMA-GARCH 모형을 포함하는데, 학습 데이터별로 ARIMA 모형에 대한 차수를 R의 `auto.arima()`에 의해 자동으로 추정하고, ARCH 효과¹¹⁾가 나타나면 GARCH(1,1)을 조합하여 예측치를 도출하였다. 여기서 72개의 학습 데이터 중 ARCH 효과가 없는 시계열에 대해서는 단순히 ARIMA 모형을 적용하였다.

11) ARCH-LM 검정은 Lagrange multiplier 검정으로 귀무가설(H_0) '시차 q 까지 동시적으로 고려할 때 ARCH 효과(ARCH effect)가 없다'에 대한 기각 여부를 평가하게 된다.

표 3. 양파, 마늘, 건고추의 개별 가격 예측 모형 선정 결과

[양파] 가격 예측 모형 구조		
단순 예측 기법	① 단순 기법(naive)	• 예측값: 가장 마지막 관측값
ETS 지수평활모형	② ETS(A,N,A)	• 덧셈 오차(A), 추세 없음(N), 덧셈 계절성(A)
	③ ETS(M,A,M)	• 곱셈 오차(M), 덧셈 추세(A), 곱셈 계절성(M)
ARIMA	④ ARIMA(1,0,2)	• 비계절성 ARIMA(p,d,q)
	⑤ SARIMA(2,1,1)(1,0,2) ₁₂	• 계절성 ARIMA(p,d,q)(P,D,Q) _s
ARIMA-GARCH	⑥ ARIMA(p,d,q)+GARCH(1,1)	• ARIMA 차수 자동 선택: R의 auto.arma() • GARCH(1,1)
ARIMAX	⑦ ARIMAX(1,0,1;12)	• ARIMAX(p,d,q;r) • 외생변수(12개): 가락시장 반입량, 월별 더미
인공 신경망	⑧ NNAR(13,1,8)[12]	• 계절성 NNAR(p,P,k)[m] • 비 계절 시차(p): AR(p)로 최적 시차 결정(AIC 기준) • 계절 시차(P): 기본값 1 • 은닉층의 노드 수(size): 8 • 외생변수: 가락시장 반입량 • 반복 학습 횟수(repeat): 기본값 20 • 자료 전처리(scale.input=TRUE): 표준화
[마늘] 가격 예측 모형 구조		
단순 예측 기법	① 단순 기법(naive)	• 예측값: 가장 마지막 관측값
ETS 지수평활모형	② ETS(A,N,A)	• 덧셈 오차(A), 추세 없음(N), 덧셈 계절성(A)
	③ ETS(M,Ad,N)	• 곱셈 오차(M), 감쇠 추세(Ad), 계절성 없음(N)
ARIMA	④ ARIMA(1,1,3)	• 비계절성 ARIMA(p,d,q)
	⑤ SARIMA(0,1,1)(1,0,0) ₁₂	• 계절성 ARIMA(p,d,q)(P,D,Q) _s
ARIMAX	⑥ ARIMAX(0,1,1;2)	• ARIMAX(p,d,q;r) • 외생변수(2개): 전국 도매시장 반입량, 수입량 • 냉동마늘 수입량(HSCODE: 0710802000) 적용
인공 신경망	⑦ NNAR(2,1,3)[12]	• 계절성 NNAR(p,P,k)[m] • 비 계절 시차(p): AR(p)로 최적 시차 결정(AIC 기준) • 계절 시차(P): 기본값 1 • 은닉층의 노드 수(size): 3 • 외생변수: 전국 도매시장 반입량, 수입량 • 냉동마늘 수입량(HSCODE: 0710802000) 적용 • 반복 학습 횟수(repeat): 기본값 20 • 자료 전처리(scale.input=TRUE): 표준화
[건고추] 가격 예측 모형 구조		
단순 예측 기법	① 단순 기법(naive)	• 예측값: 가장 마지막 관측값
ETS 지수평활모형	② ETS(A,Ad,A)	• 덧셈 오차(A), 감쇠 추세(Ad), 덧셈 계절성(A)
	③ ETS(M,N,A)	• 곱셈 오차(M), 추세 없음(N), 덧셈 계절성(A)
ARIMA	④ ARIMA(0,1,1)	• 비계절성 ARIMA(p,d,q)
	⑤ SARIMA(0,1,1)(0,0,2) ₁₂	• 계절성 ARIMA(p,d,q)(P,D,Q) _s
ARIMAX	⑥ ARIMAX(1,0,1;12)	• ARIMAX(p,d,q;r) • 외생변수(12개): 수입량, 월별 더미 • 냉동고추 수입량(HSCODE: 0710807000) 적용
인공 신경망	⑦ NNAR(2,1,2)[12]	• 계절성 NNAR(p,P,k)[m] • 비 계절 시차(p): AR(p)로 최적 시차 결정(AIC 기준) • 계절 시차(P): 기본값 1 • 은닉층의 노드 수(size): 2 • 외생변수: 수입량 • 냉동고추 수입량(HSCODE: 0710807000) 적용 • 반복 학습 횟수(repeat): 기본값 20 • 자료 전처리(scale.input=TRUE): 표준화

3.3. 예측 조합을 위한 가중치 추정 결과

예측 조합을 시행하기에 앞서 <표 3>의 품목별 가격 예측 모형을 통해 도출된 검증 데이터(2019. 1. ~2021. 12.)의 예측치와 실제값을 이용하여 개별 예측치에 부여되는 가중치 추정 결과는 <표 4>와 같다.¹²⁾

표 4. 양파, 마늘, 건고추의 개별 예측 모형에 부여되는 가중치 추정 결과(1~6개월 예측 기간 평균)

구분		단순 조합법		회귀 분석	예측성과		정보 기준
		평균값	중앙값		MSE	MSE RANK	AIC
양파	1) 단순 기법(naive)	0.125	0.204	0.000	0.131	0.132	-
	2) ETS(A,N,A)	0.125	0.044	0.068	0.103	0.055	0.000
	3) ETS(M,A,M)	0.125	0.083	0.019	0.123	0.072	0.000
	4) ARIMA(1,0,2)	0.125	0.111	0.000	0.139	0.194	0.000
	5) SARIMA(2,1,1)(1,0,2)12	0.125	0.229	0.410	0.132	0.181	0.731
	6) ARIMA(p,d,q)+GARCH(1,1)	0.125	0.090	0.000	0.140	0.235	0.000
	7) ARIMAX(1,0,1;12)	0.125	0.144	0.071	0.111	0.058	0.269
	8) NNAR(13,1,8)[12]	0.125	0.095	0.431	0.121	0.074	-
마늘	1) 단순 기법(naive)	0.143	0.181	0.000	0.150	0.096	-
	2) ETS(A,N,A)	0.143	0.070	0.000	0.147	0.077	0.000
	3) ETS(M,Ad,N)	0.143	0.060	0.000	0.117	0.055	0.000
	4) ARIMA(1,1,3)	0.143	0.130	0.000	0.154	0.129	0.452
	5) SARIMA(0,1,1)(1,0,0)12	0.143	0.227	0.000	0.158	0.386	0.389
	6) ARIMAX(0,1,1;2)	0.143	0.310	0.784	0.158	0.193	0.158
	7) NNAR(2,1,3)[12]	0.143	0.023	0.224	0.117	0.064	-
건고추	1) 단순 기법(naive)	0.143	0.093	0.000	0.118	0.084	-
	2) ETS(A,Ad,A)	0.143	0.162	0.274	0.179	0.166	0.000
	3) ETS(M,N,A)	0.143	0.264	0.052	0.193	0.354	0.000
	4) ARIMA(0,1,1)	0.143	0.185	0.000	0.113	0.066	0.003
	5) SARIMA(0,1,1)(0,0,2)12	0.143	0.111	0.082	0.147	0.147	0.388
	6) ARIMAX(1,0,1;12)	0.143	0.069	0.000	0.168	0.123	0.609
	7) NNAR(2,1,2)[12]	0.143	0.116	0.651	0.081	0.060	-

단순 조합법에서 단순 평균을 이용한 조합은 모든 개별 모형에 동일한 가중치가 부여된다. 양파는 8개의 예측 모형을 이용하므로 예측치별로 1/8의 가중치가 부여되고, 마늘과 건고추는 각각 7개의 예측 모형을 이용하므로 예측치별로 1/7씩의 가중치가 부여되었다. 한편, 중앙값을 이용하는 경우 양파는 8개(짝수)의 개별 예측 모형을 이용하므로 순서상 가운데 위치한 두 예측치에 각각 50%의 가중치가 부여되었다. 마늘과 건고추는 7개(홀수)의 예측 모형을 이용하므로 중앙값에 해당하는 예측치에 100%의

¹²⁾ 가중치는 예측 모형 및 예측 기간(forecast horizon: 1~6개월)별로 각각 달리 추정하였으나, <표 4>에서는 지면 제약으로 인해 예측 기간별 가중치 추정 결과를 개별적으로 제시하지 못하고, 전체적으로 평균하여 제시함으로써 전반적인 경향성을 파악하는데 도움이 되도록 하였다.

가중치가 부여되었다.

회귀분석을 이용한 조합법에서는 비음(nonnegative) 제약조건을 통해 음의 계수값이 나타나는 예측 모형에 대해 회귀계수 값(가중치)이 0으로 추정되었다. 본 연구는 사전 분석을 통해 회귀 분석에 기반한 가중치 추정 시 음수값을 제약하지 않을 경우 특정 개별 모형에 상대적으로 큰 음수값의 가중치가 부여되어 예측치가 편향되고 예측력도 낮아지는 것을 확인하였다. MSE와 MSE RANK의 예측성평가에 기반한 조합법은 모든 개별 예측 모형에 대해 비교적 고르게 가중치를 부여하는 것으로 나타났다. 본 연구에 포함된 개별 예측 모형은 대부분 독자적인 예측력이 뛰어난 것으로 알려진 만큼 각 모형의 예측성평가에 기초한 가중치는 모형 간 차이가 크지 않은 것으로 분석된다.

마지막으로, 정보 기준에 기초한 조합법에서는 개별 예측 모형의 상대적 적합도인 AIC의 차이(ΔAIC)가 10 이상이면 AIC가 낮은 특정 모형에 가중치가 집중되는 것으로 나타났다. 또한, AIC의 산출식이 $AIC = -2\ln(L) + 2K$ 인 점을 고려할 때, naive와 인공 신경망의 두 기법은 우도 함수(likelihood function)를 기반으로 추정되지 않는 만큼 가중치 부여 대상에서 제외되었다(Burnham & Anderson, 2002). AIC 기반의 가중치 추정 방식은 제약조건이 부과된 회귀 분석 방식에서와 마찬가지로 모든 개별 모형을 예측 조합에 포함하지 않는 특징을 보인다.

3.4. 가격 예측의 정확도 측정 결과

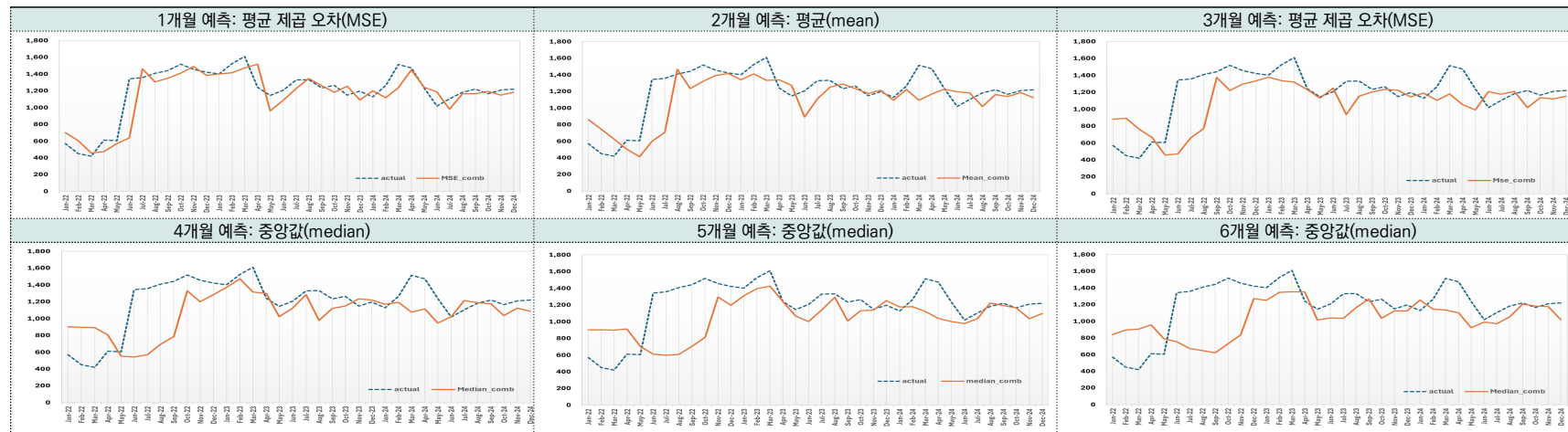
검증 데이터(2019. 1.~2021. 12.)를 대상으로 추정한 조합 가중치를 테스트 데이터(2022. 1.~2024. 12.)에 적용한 결과 조합방식별로 새로운 예측치가 도출되었다. 예측 기간(forecast horizon)은 개별 가격 모형과 예측 조합모형 모두 1~6개월이다. 개별 예측 모형과 예측 조합모형에서 도출된 예측치들은 평가지표인 RMSE와 MAPE를 이용하여 예측력을 평가하였다. RMSE는 예측 오차의 평균적인 크기(규모)를 정량적인 수치로 제시하는 만큼 모형 간 예측 오차의 크기 차이를 직접적으로 비교할 수 있는 장점이 있기 때문에 본 연구는 MAPE보다는 RMSE 지표에 보다 의존하여 예측력을 평가하였다.

〈표 5〉는 양파의 가격 예측 모형에 대한 예측의 정확도 평가 결과를 보여주고 있다. 표에서 음영으로 표시된 부분은 개별 가격 예측 모형과 예측 조합 모형에서 RMSE나 MAPE가 가장 낮은 값으로 나타나 예측력이 가장 높다는 것을 보여준다. 예컨대, 1개월 예측 결과에서는 RMSE를 기준으로 할 때 개별 예측 모형의 경우 단순 기법(naive)의 예측력(RMSE=172.5)이 가장 우수한 한편, 예측 조합 모형에서는 MSE를 기준으로 한 예측 조합의 예측력(RMSE=163.1)이 가장 우수한 것으로 나타났다.

표 5. 양파의 가격 예측 모형에 대한 예측 정확도 평가

구분			1개월 예측		2개월 예측		3개월 예측		4개월 예측		5개월 예측		6개월 예측	
			RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
개별 예측 모형	1) 단순 기법(naive)		172.5	10.21	257.4	17.98	320.4	22.29	357.1	24.72	387.6	26.96	408.4	27.82
	2) ETS(A,N,A)		183.1	12.13	280.8	20.05	363.5	24.88	419.7	28.64	454.9	31.11	472.7	32.36
	3) ETS(M,A,M)		186.3	11.61	255.9	17.65	325.8	22.95	373.0	26.82	401.2	26.82	424.1	29.42
	4) ARIMA(1,0,2)		173.1	11.59	255.1	18.56	315.3	24.31	346.0	27.76	368.2	30.07	383.4	31.49
	5) SARIMA(2,1,1)(1,0,2)12		184.7	12.06	272.6	17.27	312.3	22.30	340.0	26.69	376.7	30.43	394.1	32.54
	6) ARIMA(p,d,q)+GARCH(1,1)		173.5	11.60	255.1	18.55	313.8	24.29	343.8	27.76	366.7	30.12	382.7	31.59
	7) ARIMAX(1,0,1:12)		184.9	12.47	268.1	19.15	344.0	23.80	400.8	27.97	432.5	30.38	454.4	32.40
	8) NNAR(13,1.8)[12]		190.1	12.28	286.9	19.46	342.7	23.80	371.1	25.93	384.6	27.81	387.4	29.06
예측 조합	단순 조합	평균(mean)	163.1	10.12	233.3	15.94	289.7	19.81	325.1	22.21	351.5	24.65	366.2	26.00
		중앙값(median)	166.9	10.60	237.7	16.47	290.9	20.11	318.0	22.18	341.5	23.88	357.3	26.16
	회귀 분석	가중치 합=1, 비음(nonnegative) 제약	176.9	10.69	260.7	16.96	299.7	21.31	329.9	23.98	363.2	27.42	375.0	29.30
		평균 제곱 오차(MSE)	163.1	10.10	233.6	16.01	289.0	19.89	322.3	22.27	347.8	24.75	361.9	25.99
	예측성과	평균 제곱 오차 순위(MSE RANK)	163.3	9.91	237.1	16.73	291.8	20.69	321.9	23.89	347.9	26.98	362.0	28.07
		정보 기준	181.6	11.88	263.6	17.02	308.1	21.75	338.3	24.55	369.4	27.96	385.8	30.30

그림 4. 양파: RMSE 기준 가격 예측력이 가장 우수한 조합방식의 예측값과 실제값 비교



예측 조합방식의 예측성과를 살펴보면, 평균이나 중앙값을 이용하는 단순 조합방식이 가장 여러 차례(2, 4, 5, 6개월)에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났고, MSE에 의한 성과 기반의 조합방식(1, 3개월)이 그다음을 차지하였다. 회귀분석에 기반한 예측 조합방식은 이론적 강건성에도 불구하고 전체 예측 기간에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 모형으로 한 번도 선정되지 못하였다. 그리고 AIC 정보 기준에 의한 예측 조합방식은 일부 예측치에 가중치가 쏠리는(편중되는) 현상으로 인해 예측 오차가 가장 크게 나타남으로써 가장 저조한 예측성과를 보였다.

〈표 6〉은 1~6개월까지 전체 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준 최적으로 선정된 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측 오차 차이를 구한 것이다. 즉, 개별 예측 모형 중 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 모형의 예측 오차와 예측 조합 모형 중 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 모형의 예측 오차 간 차이를 구한 결과다. 1개월 예측 기간에서는 평균적인 예측 오차의 차이가 9.4원/kg으로 나타났는데, 이것은 예측 조합을 통하여 예측 오차가 9.4원/kg만큼 줄어들었으므로 그만큼 예측력이 향상된다는 것을 의미한다. 마찬가지로, 예측 기간 6개월의 경우는 예측 조합을 통하여 예측 오차가 25.4원/kg만큼 줄어들었으므로 예측력이 크게 향상된다는 것을 의미한다. 이러한 결과는 개별 예측 모형을 사용할 때보다 예측 조합을 통하여 전반적인 예측력을 향상시킬 수 있다는 것을 시사한다.

표 6. 양파: 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측 오차 차이(RMSE 기준)

단위: 원/kg						
구분	1개월	2개월	3개월	4개월	5개월	6개월
개별 모형	172.5	255.1	312.3	340.0	366.7	382.7
예측 조합	163.1	233.3	289.0	318.0	341.5	357.3
차이	9.4	21.8	23.3	22.0	25.2	25.4

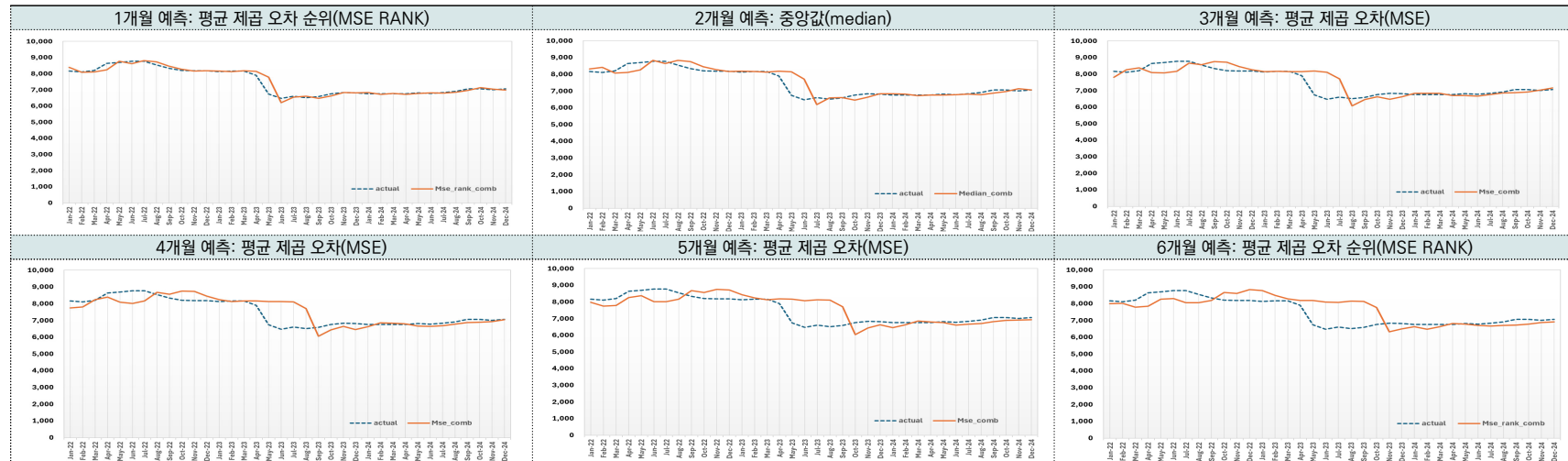
한편, 〈표 5〉에서 예측 기간이 1개월로부터 6개월로 이행하는 동안 예측 오차의 크기 변화를 살펴보면, 예측 기간이 길어질수록 예측 오차도 커지는 경향이 나타났다. 이러한 경향은 개별 예측 모형과 예측 조합 모형 모두에서 공통적으로 나타나고 있다. 이는 예측 기간이 길어질수록(떨어질수록) 미래에 대한 불확실성이 커지기 때문에 그와 동반하여 예측 오차도 커지는 현상에 기인하는 것으로 해석된다.

〈그림 4〉는 1개월에서 6개월까지의 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준으로 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 조합방식의 예측치와 실제값을 동시에 나타낸 것이다. 각 그림은 테스트 데이터(2022. 1.~2024. 12.)에 적용하여 연출되었다. 그림에서 예측 기간이 길어질수록 예측 오차가 커지는 경향을 반영하여 조합 예측치와 실제값 간의 차이가 확대되는 것을 확인할 수 있다. 1개월 예측 기간에서는 조합 예측치와 실제값이 거의 중첩되는 모습을 보이다가 6개월 예측 기간으로 이행할수록 조합 예측치와 실제값이 차츰 더 동떨어지는 모습을 확인할 수 있다.

표 7. 마늘의 가격 예측 모형에 대한 예측 정확도 평가

구분			1개월 예측		2개월 예측		3개월 예측		4개월 예측		5개월 예측		6개월 예측	
			RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
개별 예측 모형	1) 단순 기법(naive)		234.7	1.69	388.7	2.88	496.4	4.18	580.6	5.27	648.8	6.20	704.9	7.01
	2) ETS(A,N,A)		245.2	1.86	393.7	3.27	497.9	4.24	585.9	5.20	650.3	6.17	697.2	6.94
	3) ETS(M,Ad,N)		242.3	1.98	441.6	3.89	584.6	5.67	701.8	6.92	804.8	8.00	879.4	8.89
	4) ARIMA(1,1,3)		215.9	1.71	384.0	3.17	494.8	4.31	580.7	5.46	653.5	6.42	711.6	7.12
	5) SARIMA(0,1,1)(1,0,0)12		211.5	1.59	379.3	3.03	492.2	4.18	579.7	5.35	650.9	6.34	708.5	7.05
	6) ARIMAX(0,1,1;2)		212.3	1.57	379.9	3.05	491.2	4.17	578.2	5.29	650.6	6.30	708.1	6.99
	7) NNAR(2,1,3)[12]		241.8	2.10	441.3	4.15	556.5	5.56	656.7	7.02	744.7	8.36	821.3	9.38
예측 조합	단순 조합	평균(mean)	214.5	1.54	376.0	2.97	482.0	4.17	568.7	5.30	640.3	6.40	694.9	7.12
		중앙값(median)	213.5	1.60	374.5	2.97	488.2	4.13	577.2	5.34	648.2	6.35	705.0	7.02
	회귀 분석	비음(nonnegative) 제약	222.3	1.74	411.2	3.81	525.8	5.03	625.9	6.32	725.6	7.73	813.1	8.82
	예측성과	평균제곱오차(MSE)	213.8	1.54	375.6	2.95	481.5	4.12	567.9	5.27	639.0	6.35	693.8	7.09
		평균제곱오차 순위(MSE RANK)	211.6	1.55	376.3	2.94	484.9	4.09	571.3	5.28	639.6	6.27	692.5	7.03
	정보 기준	AIC 가중치(Akaike weights)	212.3	1.63	380.6	3.08	492.1	4.21	579.3	5.38	651.5	6.37	709.6	7.09

그림 5. 마늘: RMSE 기준 가격 예측력이 가장 우수한 조합방식의 예측값과 실제값 비교



〈표 7〉은 마늘의 가격 예측 모형에 대한 예측 정확도 평가 결과다. 표에서 음영으로 표시된 부분은 개별 가격 예측 모형과 예측 조합 모형에서 RMSE나 MAPE가 가장 낮은 값으로 나타나 예측력이 가장 높다는 것을 보여준다. 예컨대, 1개월 예측 결과에서는 RMSE를 기준으로 할 때 개별 예측 모형의 경우 SARIMA 모형의 예측력(RMSE=211.5)이 가장 우수한 한편, 예측 조합 모형에서는 MSE RANK를 기준으로 한 예측 조합의 예측력(RMSE=211.6)이 가장 우수한 것으로 나타났다.

예측 조합방식의 예측성과를 살펴보면, MSE 및 MSE RANK에 의한 성과 기반의 조합방식이 가장 여러 차례(1, 3, 4, 5, 6개월)에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났고, 중앙값을 이용한 단순 조합방식(2개월)이 그다음을 이었다. 회귀분석에 기반한 예측 조합방식과 AIC 정보 기준에 의한 예측 조합방식은 전체 예측 기간에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 모형으로 한 번도 선정되지 못하였다.

〈표 8〉은 1개월부터 6개월까지 전체 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준 최적으로 선정된 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측 오차 차이를 구한 결과다. 1개월 예측 기간에서는 평균적인 예측 오차의 차이가 -0.1원/kg으로 극히 미미한 수준인데, 이것은 개별 모형의 예측력이 예측 조합과 동일한 수준이라는 것을 의미한다. 반면, 2개월 이후의 예측 기간에서는 예측 조합의 예측 오차가 개별 모형의 예측 오차보다 줄어들었으므로 예측 조합을 통해 예측력이 향상되는 결과가 뚜렷하게 나타났다. 이러한 결과는 예측 조합을 통하여 전반적인 예측력이 향상될 수 있다는 것을 시사한다.

표 8. 마늘: 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측오차 차이(RMSE 기준)

단위: 원/kg						
구분	1개월	2개월	3개월	4개월	5개월	6개월
개별 모형	211.5	379.3	491.2	578.2	648.8	697.2
예측 조합	211.6	374.5	481.5	567.9	639.0	692.5
차이	-0.1	4.8	9.7	10.3	9.8	4.7

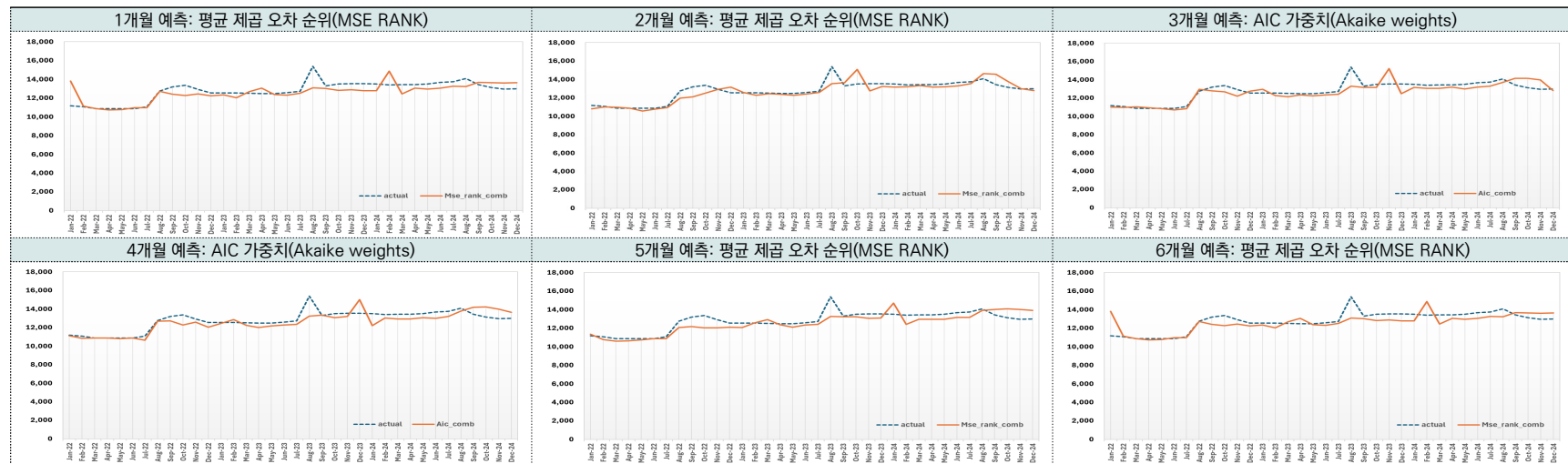
한편, 〈표 7〉에서 예측 기간이 1개월로부터 6개월로 이행하는 동안 예측 오차의 크기 변화를 살펴보면, 예측 기간이 길어질수록 전반적으로 예측 오차도 커지는 경향이 나타났다. 이러한 경향은 개별 예측 모형과 예측 조합 모형 모두에서 공통적으로 나타나는데, 예측 기간이 길어질수록(떨어질수록) 미래에 대한 불확실성이 확대되는 만큼 예측 오차도 커지기 때문으로 해석된다.

〈그림 5〉는 1개월에서 6개월까지의 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준으로 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 조합방식의 예측치와 실제값을 동시에 나타낸 것이다. 각 그림은 테스트 데이터(2022. 1.~2024. 12.)에 적용하여 연출되었다. 양파의 경우와 마찬가지로, 예측 기간이 길어질수록 예측 오차가 커지는 경향을 반영하여 조합 예측치와 실제값 간의 차이가 확대되는 것을 확인할 수 있다. 1개월 예측 기간에서는 조합 예측치와 실제값이 거의 중첩되는 모습을 보이다가 6개월 예측 기간으로 이행할수록 조합 예측치와 실제값이 차츰 더 동떨어지는 모습을 확인할 수 있다.

표 9. 견고추의 가격 예측 모형에 대한 예측 정확도 평가

구분		1개월 예측		2개월 예측		3개월 예측		4개월 예측		5개월 예측		6개월 예측		
		RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE	
개별 예측 모형	1) 단순 기법(naive)	658.2	2.30	798.1	3.37	932.5	4.39	1,024.8	5.29	1,098.5	6.05	1,349.0	7.59	
	2) ETS(A,Ad,A)	502.8	2.30	632.4	3.48	742.5	4.58	837.6	5.31	893.2	5.90	1,234.0	7.33	
	3) ETS(M,N,A)	497.5	2.24	612.6	3.35	710.4	4.25	790.9	4.88	845.2	5.47	1,200.3	6.92	
	4) ARIMA(0,1,1)	688.6	2.34	820.1	3.43	954.9	4.46	1,048.1	5.44	1,107.4	6.10	1,357.5	7.66	
	5) SARIMA(0,1,1)(0,0,2)12	843.4	3.51	873.2	3.99	862.6	4.20	917.3	4.89	878.6	4.89	951.4	5.60	
	6) ARIMAX(1,0,1:12)	552.6	2.94	673.5	4.06	761.7	4.77	849.0	5.36	895.3	5.80	1,217.1	7.23	
	7) NNAR(2,1,2)[12]	658.5	2.76	825.0	4.47	1,040.4	6.45	1,325.1	8.38	1,741.2	10.66	2,194.1	12.96	
예측 조합	단순 조합	평균(mean)	544.4	2.08	599.5	2.79	665.9	3.52	724.0	4.03	749.2	4.41	896.7	5.44
		중앙값(median)	593.3	2.21	657.2	3.07	720.3	3.87	786.7	4.45	820.3	4.95	1,127.0	6.43
	회귀 분석	비음(nonnegative) 제약	562.7	2.82	698.6	4.42	786.4	5.14	907.5	5.84	1,052.4	6.55	1,045.2	6.71
		예측성과	평균 제곱 오차(MSE)	522.6	2.15	589.4	2.88	651.6	3.50	707.9	3.94	719.9	4.19	903.0
	평균 제곱 오차 순위(MSE RANK)		507.8	2.18	588.1	3.05	652.3	3.70	717.2	4.20	693.7	4.10	803.2	4.36
	정보 기준	AIC 가중치(Akaike weights)	637.1	2.77	616.4	2.94	628.5	3.44	676.5	3.77	713.8	4.25	978.7	5.56

그림 6. 견고추: RMSE 기준 가격 예측력이 가장 우수한 조합방식의 예측값과 실제값 비교



〈표 9〉는 건고추의 가격 예측 모형에 대한 예측 정확도 평가 결과를 제시하고 있다. 표에서 음영으로 표시된 부분은 개별 가격 예측 모형과 예측 조합 모형에서 RMSE나 MAPE가 가장 낮은 값으로 나타나 예측력이 가장 높다는 것을 보여준다. 예컨대, 1개월 예측 결과에서는 RMSE를 기준으로 할 때 개별 예측 모형 중 ETS(M,N,A) 모형의 예측력(RMSE=497.5)이 가장 우수한 한편, 예측 조합 모형 중에서는 MSE RANK를 기준으로 한 예측 조합의 예측력(RMSE=507.8)이 가장 우수한 것으로 나타났다.

예측 조합방식의 예측성과를 살펴보면, MSE 및 MSE RANK에 의한 성과 기반의 조합방식이 가장 여러 차례(1, 2, 5, 6개월)에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났고, AIC 정보 기준에 의한 예측 조합방식(3, 4개월)이 그다음을 차지하였다. 한편, 평균이나 중앙값을 이용하는 단순 조합방식과 회귀 분석에 기반한 예측 조합방식은 전체 예측 기간에 걸쳐 예측력이 가장 우수한 모형으로 한 번도 선정되지 못하였다.

〈표 10〉은 1개월부터 6개월까지 전체 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준 최적으로 선정된 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측 오차 차이를 구한 결과다. 1개월 예측 기간에서는 평균적인 예측 오차의 차이가 -10.3원/600g으로 나타났는데, 이것은 개별 모형의 예측력이 예측 조합보다 오히려 우수하다는 것을 의미한다. 반면, 2개월 이후의 예측 기간에서는 예측 조합의 예측 오차가 개별 모형의 예측 오차보다 대폭 줄어들었으므로 예측 조합을 통해 예측력이 크게 향상되는 결과가 나타났다. 특히, 예측 기간이 길어질수록 예측 조합을 통한 예측력 향상 효과가 더욱 크게 나타났다. 이러한 결과는 극히 소수의 예외적인 경우를 제외한 대부분은 예측 조합을 통하여 전반적인 예측력이 향상될 수 있음을 시사한다.

표 10. 건고추 : 개별 모형 예측치와 조합 예측치 간의 예측오차 차이(RMSE 기준)

단위: 원/600g

구분	1개월	2개월	3개월	4개월	5개월	6개월
개별 모형	497.5	612.6	710.4	790.9	845.2	951.4
예측 조합	507.8	588.1	628.5	676.5	693.7	803.2
차이	-10.3	24.5	81.9	114.4	151.5	148.2

한편, 〈표 9〉에서 예측 기간이 1개월로부터 6개월로 이행하는 동안 예측 오차의 크기 변화를 살펴보면, 예측 기간이 길어질수록 전반적으로 예측 오차도 커지는 경향이 나타났다. 이러한 경향은 개별 예측 모형과 예측 조합 모형 모두에서 공통적으로 나타나는데, 예측 기간이 길어질수록(벌어질수록) 미래에 대한 불확실성이 확대되는 만큼 예측 오차도 커지기 때문으로 해석된다.

〈그림 6〉은 1개월에서 6개월까지의 예측 기간에 걸쳐 RMSE 기준으로 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 조합방식의 예측치와 실제값을 동시에 나타낸 것이다. 각 그림은 테스트 데이터(2022. 1. ~ 2024. 12.)에 적용하여 연출되었다. 양파 및 마늘의 경우와 마찬가지로, 예측 기간이 길어질수록 예측 오차가 커지는 경향을 반영하여 조합 예측치와 실제값 간의 차이가 확대되는 것을 확인할 수 있다. 1개월 예측 기간에서는 조합 예측치와 실제값이 거의 중첩되는 모습을 보이다가 6개월 예측 기간으로 이행

할수록 조합 예측치와 실제값이 차츰 더 동떨어지는 모습을 확인할 수 있다.

이상의 분석 결과를 종합해 보면, 양파, 마늘, 건고추 세 품목, 그리고 전체 예측 기간(1~6개월)에 걸쳐 예측 조합방식의 예측 오차가 개별 예측 모형의 예측 오차보다 훨씬 더 작게 나타남으로써 예측 조합을 통하여 전반적으로 가격 예측력이 향상될 수 있다는 것이 확인되었다. 다만, 가장 짧은 예측 기간인 1개월의 경우 예측 조합의 예측력이 개별 예측 모형과 같은 수준이거나 오히려 개별 예측 모형이 예측 조합의 예측력을 앞서는 사례가 나타나기도 했다. 건고추의 경우 개별 예측 모형의 예측 오차와 예측 조합 모형의 예측 오차 간 차이가 가장 크게 나타남으로써 예측 조합에 의한 가격 예측력 향상 효과가 가장 큰 것으로 나타났으며, 그다음으로 양파, 마늘의 순이었다. 특히 예측 기간이 길어질수록 예측 오차의 상대적 차이가 현저하게 나타나 예측 조합방식의 효과가 더욱 두드러졌는데, 이러한 결과는 장기 가격 예측에 관한 연구에서 예측 조합방식의 유용성이 매우 크다는 것을 시사한다.¹²⁾

한편, 예측 조합방식의 선택에 있어서는 MSE나 MSE RANK를 활용한 성과 기반의 조합방식이 개별 예측치에 비교적 고르게 가중치를 부여함으로써 예측력이 가장 우수한 사례를 가장 많이 만들어 냈다. 이러한 점에 비춰볼 때 MSE나 MSE RANK를 활용한 성과 기반의 조합방식은 어떤 예측 조합방식을 선택할 것인가를 두고 고민할 때 가장 무난하게 선택할 수 있는 방안으로 평가된다. 회귀분석에 기반한 조합방식은 이론적 강건성에도 불구하고 본 실증 연구에서는 가장 저조한 예측성고를 나타냈다. 단순 평균에 의한 조합방식의 예측성고를 면밀히 살펴보면, 예측력이 가장 우수한 것으로 판명된 다른 예측 조합모형에 비해 예측력이 크게 뒤지지 않는 것을 확인할 수 있는데, 계산의 간편성, 신속성, 직관적 이해의 용이성 등을 고려하면 예측력이 다소 뒤떨어지더라도 여전히 유용한 대안으로 평가된다.

이러한 예측 조합 전략은 KREI 농업관측센터의 품목별 전망치 도출에도 활용될 수 있다. 농업관측센터에서는 매월 발간하는 품목별 관측 정보에 관련 전문가들의 의견이 반영된 정성적 가격 예측치를 제공한다. 본 연구 결과를 농업관측에 적용하면, 농업관측의 정성적 예측치를 개별 예측 모형의 가격 예측치 중 하나로 포함시키는 한편 다른 정량적 예측 모형의 가격 예측치들과 조합하여 새로운 가격 예측치를 만들어 냄으로써 농업관측의 가격 예측력 제고에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

¹²⁾ 본 연구의 예측력 평가 결과에 대해 통계적으로 유의미한 차이가 있는지 평가하기 위해 Modified Diebold and Mariano(MDM) 검정을 수행하였다. MDM 검정과 관련된 구체적인 내용은 Harvey et al.(1997)을 참고하길 바란다. 본 연구는 검정을 위한 손실 함수(loss function)로 제곱 오차(squared error)와 절대 오차(absolute error)를 고려하였고, 비교 대상은 예측 기간별로 예측력이 가장 우수한 개별 예측 모형과 조합 모형이다. 검정 결과, 제곱 오차를 적용한 경우 대부분 통계적으로 유의하지 않았고, 절대 오차를 적용하면 양파와 건고추에 대해서는 2개월 예측부터 10%, 5% 유의수준에서 각각 통계적으로 유의한 결과가 도출되었다. 즉, 절대 오차 기준에서 보면 양파와 건고추는 2개월 예측부터 조합 모형과 개별 예측 모형의 예측 정확도 차이가 있고, 조합 모형의 예측력이 더 우수하다는 것을 증명하였다. 따라서 양파와 건고추는 예측 기간이 길어질수록 조합 모형의 예측성고가 높아진다는 본 연구의 분석 결과를 MDM의 통계적 검정을 통해 재확인하였다. 다만 마늘은 조합 모형의 예측성고를 예측력 평가를 통해 확인하였으나, 개별 모형도 조합모형과 비교하여 예측력이 크게 떨어지지 않아 MDM 검정에서는 통계적으로 유의한 결과를 도출하지 못하였다. 본 연구에서 적용한 분석 대상 품목의 가격 변동성이 크지 않고, 예측 모형의 예측력이 전반적으로 우수하여 예측 조합에 의한 성과가 통계적으로 유의하지 않은 결과가 나타난 것은 연구의 한계점으로 남는다. 향후 연구에서는 배추, 무와 같은 가격 변동성이 상대적으로 큰 품목을 대상으로 다양한 예측 모형과 조합법을 도입하여 예측 조합의 성과를 검증함으로써 예측 조합 전략을 확대하여 나갈 필요가 있다.

4. 요약 및 결론

농산물 수급 예측 정보는 생산 농가, 정부 등 다양한 경제주체의 의사결정과 계획 수립에 활용되고 있는 만큼 예측 정확도 제고를 위한 실증 연구가 최근까지도 활발하게 진행되고 있다. 선행연구에서는 시계열 모형, 머신러닝 등의 다양한 예측 기법이 도입되고, 예측력 평가를 통해 상대적으로 우수한 모형이 제안되고 있다. 그러나 대부분의 선행연구는 개별 예측 모형 간의 예측력을 비교하는 데 중점을 두고 있다. 이에 반해 본 연구는 여러 개별 예측 모형을 통해 도출된 예측치에 각기 다른 가중치를 부여하여 조합하는 예측 조합방식을 국내 농산물 가격 예측에 적용했다는 점에서 차별성을 지닌다.

따라서 본 연구의 목적은 예측 조합을 통하여 개별 가격 예측 모형보다 더 나은 예측성능을 달성함으로써 예측력을 향상시킬 수 있는지를 밝혀내는 데 있다.

본 연구는 양념채소 중 양파, 마늘, 건고추를 대상으로 하고, 가격자료는 도매시장의 월별가격을 이용하였으며, 표본 기간은 2003년 1월부터 2024년 12월까지 22년이다. 본 연구에 이용된 개별 가격 예측 모형은 단순 예측(naive) 모형, ETS 지수평활 모형, ARIMA(SARIMA 포함), ARIMA-GARCH, ARIMAX, 인공 신경망 등이다. 개별 예측 모형은 추세와 계절성을 반영하거나 도매시장 반입량, 수입량 등의 외생변수를 포함하기도 하였다. 이러한 개별 모형으로부터 도출된 가격 예측치를 조합하는 방법으로는 단순 평균 및 중앙값을 이용한 조합, 회귀 분석에 기반한 조합, MSE와 MSE RANK를 활용한 성과 기반의 조합, AIC 정보 기준에 기반한 조합이 이용되었다.

본 연구의 분석 결과, 전 품목에 걸쳐 예측 조합방식의 예측 오차가 개별 예측 모형의 예측 오차보다 작게 나타남으로써 예측 조합을 통하여 전반적인 가격 예측력이 향상될 수 있다는 점이 확인되었다. 특히 예측 기간이 길어질수록 예측 조합 모형의 예측 오차가 개별 예측 모형의 예측 오차보다 훨씬 작게 나타남으로써 예측 조합방식의 효과가 현저하게 나타났다. 예측 조합방식의 선택에 있어서는 MSE나 MSE RANK를 활용한 성과 기반의 조합방식이 우수한 예측성능을 가장 많이 만들어 냄으로써 가장 무난하게 선택할 수 있는 조합방식으로 평가되었다.

본 연구는 국내 농산물 가격 예측에 있어서 개별 예측 모형의 예측치를 조합하는 다양한 방법을 제시하고 분석 결과를 도출하는 한편 예측성능을 검증했다는 점에서 의미가 있다. 본 연구는 예측 조합을 통하여 단일 예측 모형이 가지는 구조적 한계를 극복하고 예측 오차를 상호 보완함으로써 보다 안정적이고 신뢰성 있는 예측치를 도출할 수 있다는 점을 실증한 사례라고 할 수 있다.

예측 조합방식은 국외에서는 이미 다양한 분야에 적용되어 긍정적인 평가를 받아왔고, 본 연구에서도 개별 예측 모형 대비 예측력이 더 우수하다는 결과가 확인되었다. 향후 연구에서는 스택킹(stackings), 앙상블 학습(ensemble learning) 등 머신러닝 기반의 다양한 조합방식도 추가 적용하여 농산물 가격 예측의 정확도(accuracy) 및 예측 기법의 다양성(diversity)을 확보해 나갈 필요가 있다. 이를 통해 예측 조합방식의 실용성과 일반화 가능성을 한층 더 높여 나가길 기대한다.

참고문헌

- 강동곤, 장영민, 이주석, 이성수. (2024). 장단기 기억 신경망을 사용한 다변수 데이터 농산물 가격 예측 모델. *전기전자학회논문지*, 28(3), 451-457. <http://doi.org/10.7471/ikeee.2024.28.3.451>
- 김배성. (2005). 채소가격 예측을 위한 응용기법별 예측력 비교. *농업경제연구*, 46(4), 89-113.
UCI : G704-000586.2005.46.4.009
- 김정우. (2020a). 머신러닝 기법 기반의 예측조합 방법을 활용한 산업 부가가치율 예측 연구. *한국콘텐츠학회논문지*, 22(12), 49-57. <http://doi.org/10.5392/JKCA.2020.20.12.049>
- 김정우. (2020b). 제약하의 예측조합 방법을 활용한 산업별 고용비중 예측. *한국융합학회논문집*, 11(1), 257-267.
<http://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.11.257>
- 김정우. (2022). 우리나라 고령층의 경제활동 수준 예측 -머신러닝 기법과 연계한 예측조합법을 중심으로-. *한국융합학회논문집*, 13(5), 237-247. <http://doi.org/10.15207/JKCS.2022.13.05.237>
- 김재휘, 김치운, 노호영. (2023). 대파 도매가격 예측모형 고도화 방안. *농업생명과학연구*, 57(4), 143-150.
- 김현학. (2015). 예측조합 및 밀도함수에 의한 소비자물가 상승률 전망. *경제분석*, 21(3), 103-136.
<http://doi.org/10.23299/bokeri.2015.21.3.004>
- 남국현, 최영찬. (2015). 양파 출하시기 도매가격 예측모형 연구. *농촌지도와 개발*, 22(4), 423-434.
UCI : G704-SER000009844.2015.22.4.001
- 양성준. (2024). 품종별 양파 수급모형 개발과 응용기법별 가격 예측력 비교 연구. 제주대학교 대학원 석사학위 논문.
- 오유미, 최동오, 유천. (2023). 인공지능망을 이용한 쌀가격 예측모형 개발과 국제통상 시사점. *e-비즈니스연구*, 24(3), 93-102.
- 오승원, 임남희, 이상현, 김민수. (2020). Prophet 모형을 이용한 마늘 가격의 장기 예측 및 트렌드 분석, *한국자료분석학회*, 22(6), 2325-2336. <http://doi.org/10.37727/jkdas.2020.22.6.2325>
- 유도일. (2016). 기상변인을 고려한 채소가격 예측모형 개발, *농업경제연구*, 57(1), 1-24.
UCI : G704-000586.2016.57.1.001
- 윤민정, 최수현, 이소현, 김희웅. (2024). 농산물 가격 예측을 위한 딥러닝 모델 개발: 날씨와 경제 변수를 중심으로. *경영정보학연구*, 26(3), 221-237. <http://doi.org/10.14329/isr.2024.26.3.223>
- 윤성주, 이춘수, 양승룡. (2016). 인공 신경망을 이용한 국제곡물가격 예측 모형 개발. *농업경제연구*, 57(2), 83-101.
UCI : G704-000586.2016.57.2.003
- 이석일, 김선웅, 윤병삼. (2015). 육계가격 예측모형의 예측력 비교 평가. *농업경영·정책연구*, 42(2), 232-248.
UCI : G704-000650.2015.42.2.005
- 이선희, 성병찬. (2022). 단변량 시계열 모형들의 단순 결합의 예측 성능. *응용통계연구*, 32(6), 851-865.
- 이진희, 김덕파. (2014). 한국 경제변수에 대한 자기회귀 및 벡터자기회귀 모형의 예측성과 비교. *경제분석*, 20(4), 115-151.
- 이창민, 송성광, 정성욱. (2022). 앙상블 Voting 기법을 활용한 배추 가격 예측에 관한 연구. *융합정보논문지*, 12(3), 1-10. <http://doi.org/10.22156/CS4SMB.2022.12.03.001>
- 이형용, 여민수, 홍승지. (2017). 마늘 도매가격 시계열 예측 모형 비교. *농촌경제*, 40(2), 55-73.
<http://doi.org/10.36464/jrd.2017.40.2.003>
- 박소연, 김동언, 김민수. (2022). 생육시기 기상을 활용한 배추 가격 예측. *한국자료분석학회*, 24(5), 1667-1679.
<http://doi.org/10.37727/jkdas.2022.24.5.1667>
- 박종현, 임영우, 임도현, 최윤성, 안현철. (2023). 중장기 농산물 가격 예측을 위한 다단계 시계열 예측 모델. *한국컴퓨터정보학회논문지*, 28(2), 201-207. <http://doi.org/10.9708/jksci.2023.28.02.201>
- 박찬, 이경순. (2023). 농산물 가격의 특이치 탐지 및 처리를 통한 딥러닝 기반 가격 예측. *디지털콘텐츠학회논문지*, 24(8), 1899-1906.
- 배경태. (2016). 인공지능망 기법을 이용한 최적의 농산물 가격 예측모델 개발. 숭실대학교 대학원 석사학위 논문.

- 배두람, 성병찬. (2019). 다중 결합 예측 알고리즘을 이용한 교통사고 발생건수 예측. *응용통계연구*, 32(6), 851-865.
- 서울특별시농수산식품공사, 유통정보 홈페이지. <<https://www.garak.co.kr>>. 검색일: 2025. 4. 15.
- 서지영(2022). *딥러닝 파이토치 교과서*. 길벗.
- 신성호, 이미경, 송사광. (2018). LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델. *한국콘텐츠학회논문지*, 18(11), 416-429.
- 장수희, 전희주, 조인호, 김동환. (2017). 비정형 농업기상자료를 활용한 배추 도매가격 예측모형 연구. *한국데이터정보과학회지*, 28(3), 617-624.
- 조태호. (2023). *모두의 딥러닝*. 길벗.
- 최병욱, 최익창. (2007). 시계열 분석방법을 이용한 과채류 월별가격 예측. *농촌경제*, 30(1), 129-148.
- 최병재, 한진현. (2014). *월별자료를 이용한 예측조합에 의한 GDP 전망*. 한국은행 경제전망보고서.
- 최현오, 여현, 이명훈, 박장우. (2022). 생산지 환경에 따른 도매시장 농산물 가격 예측 연구. *한국지식정보기술학회 논문지*, 17(6), 1285-1295.
- 하지희, 서상택, 김선웅. (2017). 양파와 마늘가격 예측모형의 예측력 고도화 방안. *농촌계획*, 25(4), 109-117.
- 허다솜, 정승권. (2024). 고랭지배추의 생육 시기별 주산지 기상정보를 활용한 출하시기 도매가격 예측모형. *한국정보기술학회논문지*, 22(9), 11-22.
- 한국농수산식품유통공사, KAMIS 홈페이지. <<https://www.kamis.or.kr/customer/main/main.do>>. 검색일: 2025. 4. 15.
- 한국농촌경제연구원. (2025). *농업전망 2025: 한국 농업·농촌, 변화를 준비한다*. <<https://www.krei.re.kr/krei/page/53?cmd=view&biblioid=542351&pageIndex=1>>. 검색일: 2025. 4. 20.
- Aiolfi, M. & A. Timmermann. (2006). Persistence in Forecasting Performance and Conditional Combination Strategies. *Journal of Econometrics*, 135(1), 31-53.
<https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.07.015>
- Bates, J. M. & C. W. J. Granger. (1969). The Combination of Forecasts. *Journal of the Operational Research Society*, 20(4), 451-468.
- Bec, F. & M. Mogliani. (2013). Nowcasting French GDP in Real-Time from Survey Opinions: Information or Forecast Combinations?. *Banque de France Working Paper*, 436.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.2283165>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of the Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Brandt, J. A. & D. A. Bessler. (1981). Composite Forecasting: An Application with U.S. Hog Prices. *American Journal of Agricultural Economics*, 63(1), 135-140. <https://doi.org/10.2307/1239819>
- Burnham, K. P. & D. R. Anderson. (2002). *Model Selection and Multi-Model Inference: A Practical Information Theoretic Approach*. Springer.
- Clemen, R. T. (1989). Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography. *International Journal of Forecasting*, 5(4), 559-583. [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(89\)90012-5](https://doi.org/10.1016/0169-2070(89)90012-5)
- Colino, E. V., S. H. Irwin, P. Garcia, & X. Etienne. (2012). Composite and Outlook Forecast Accuracy. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 37(2), 228-246.
- Cuaresma, J. C., J. Hlouskova, & M. Obersteiner. (2021). Agricultural Commodity Price Dynamics and their Determinants: A Comprehensive Econometric Approach. *Journal of Forecasting*, 40(7), 1245-1273. <https://doi.org/10.1002/for.2768>
- Gil, J. & L. Albus. (1993). Composite Forecasting Methods: an Application to Spanish Maize Prices. *Journal of Agricultural Economics*, 44(2), 264-271.
<https://doi.org/10.1111/j.1477-9552.1993.tb00270.x>
- Granger, C. W. J. & R. Ramanathan. (1984). Improve methods of Combining Forecasts. *Journal of Forecasting*, 3(2), 197-204.

- Granziera, E., C. Luu, & P. St-Amant. (2013). The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations. Bank of CANADA Review.
- 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.
<https://doi.org/10.3390/agriculture12020256>
- Gurung, B., K. N. Singh, R. K. Paul, S. Panwar, B. Gurung, & L. Lepcha. (2017). An Alternative Method for Forecasting Price Volatility by Combining Models. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 46(6), 4627-4636. <https://doi.org/10.1080/03610918.2015.1124115>
- Harvey, D., S. Leybourne, & P. Newbold. (1997). Testing The Equality of Prediction Mean Squared Errors. *International Journal of Forecasting*, 13(2), 281-291.
[https://doi.org/10.1016/s0169-2070\(96\)00719-4](https://doi.org/10.1016/s0169-2070(96)00719-4)
- Heydari, R. (2023). A Flexible Combination Forecasting Method for Modeling Agricultural Commodity Prices: A Case Study Iran's Livestock and Poultry Meat Market. *Journal of Agricultural Economics and Development*, 37(2), 177-202.
- Hyndman, R. J. & G. Athanasopoulos. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts.
- Kolassa, S. (2011). Combining Exponential Smoothing Forecasts Using Akaike Weights. *International Journal of Forecasting*, 27(2), 238-251. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2010.04.006>
- Ramsey, A. F. & M. K. Adjemian. (2024). Forecast Combination in Agricultural Economics: Past, Present, and the Future. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 46(4), 1450-1478.
<https://doi.org/10.1002/aep.13445>
- Stock, J. H. & M. W. Watson. (1999). Forecasting Inflation. *Journal of Monetary Economic*, 44(2), 293-335.
<https://doi.org/10.3386/w7023>
- Sun, F., X. Meng, Y. Zhang, Y. Wang, H. Jiang, & P. Liu. (2023). Agricultural Product Price Forecasting Method: A Review. *Agriculture*, 13(9), 1671. <https://doi.org/10.3390/agriculture13091671>
- Vere, D. T. & G. R. Griffith. (1990). Comparative Forecast Accuracy in the New South Wales Prime Lamb Market. *Australian Journal of Agricultural Economics*, 34(2), 103-117.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-8489.1990.tb00696.x>
- Wang, X., R. J. Hyndman, F. Li, & Y. Kang. (2022). Forecast Combinations: an over 50-year review. *International Journal of Forecasting*, 39(4), 1518-1547.
- Xu, X. (2017). Short-Run Price Forecasting Performance of Individual and Composite Models for 496 Corn Cash Markets. *Journal of Applied Statistics*, 44(14), 2593-2620.
<https://doi.org/10.1080/02664763.2016.1259399>
- Yaziz, S. R., N. A. Azizan, R. Zakaria, & M. H. Ahmad. (2013). The Performance of Hybrid ARIMA-GARCH Modeling in Forecasting Gold Price. 20th International Congress on Modeling and Simulation.
- Yin, H. L., D. Jin, Y. H. Gu, C. J. Park, S. K. Han, & S. J. Yoo. (2020). STL-ATTTLSTM: Vegetable Price Forecasting Using STL and Attention Mechanism-Based LSTM. *Agriculture*, 10(12), 612.
<https://doi.org/10.3390/agriculture10120612>
- Zhang, G. (2023). Comparison of Machine Learning Models and Traditional Models for Forecasting in the Economy. *Computer Life*, 11(3), 1-6.



이 저작물은 크리에이티브 커먼즈 저작자표시-비영리-변경금지 4.0 국제 라이선스에 따라 이용할 수 있습니다.

This work is licensed under CC BY-NC-ND 4.0.

동시균형모형을 이용한 국내산 돼지고기 수급예측 모형 개발*

오병무**, 김선웅***, 서홍석****

Contents

1. 서론	35
2. 분석 모형 및 자료	37
3. 분석 결과	43
4. 요약 및 결론	52

Keywords

돼지고기(Pork), 돼지 이력제(Pig Traceability), 동시균형모형(Simultaneous Equation Model), 수급예측(Supply and Demand Forecasting)

Abstract

국내 돼지고기 산업은 소비 증가와 생산 기반의 구조적 변화 속에서 성장하고 있으나, 공급 조절의 제약과 수입육 확대 등으로 수급 불균형과 가격 불안정이 지속되고 있다. 본 연구는 돼지의 생물학적 사육 구조를 반영하고, 돼지 이력제 자료를 이용하여 월 단위 수급예측과 시나리오 분석이 가능한 동시균형모형을 구축하고자 한다. 모형은 공급, 수요부문으로 구성되며, 공급부문은 사육단계 간 시차 구조를, 수요부문은 가격 및 소득 변수를 통해 소비자의 수요 반응을 추정하였다. 분석 결과, 사육단계 간 연계성과 수요의 가격 및 소득 탄력성, 수입 돼지고기와의 대체관계가 유의하게 나타났다. 모형의 예측력 검정 결과, 표본 내 오차율은 모든 변수에서 평균 절대 백분율 오차(MAPE)가 3.1% 이하로 나타났으며, 표본 외 오차율의 경우에도 예측값과 실제값 간의 차이가 작고 안정적으로 유지되어 모형이 전반적으로 우수한 예측력을 가진 것으로 나타났다. 본 연구에서 구축된 모형은 국내산 돼지고기의 수급예측과 정책적 의사결정을 위한 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

* 본 논문은 (사)한국농업경제학회에서 주최하는 '2025년 대학원생 논문경진대회' 수상작을 수정·보완한 연구임.

** 충북대학교 농업경제학과 석사과정.

*** 충북대학교 농업경제학과 부교수.

**** 충북대학교 농업경제학과 조교수, 교신저자. e-mail: hongseok@chungbuk.ac.kr

Development of a Domestic Pork Supply and Demand Forecasting Model Using a Simultaneous Equation Model*

Byeong-mu Oh^{**}, Seon-wong Kim^{***}, HongSeok Seo^{****}

Keywords

Pork, Pig Traceability, Simultaneous Equation Model(SEM), Supply and Demand Forecasting

Abstract

The Korean pork industry has grown amid increasing consumption and structural changes in its production base. However, limited supply adjustment capacity and the growth of imported meat have resulted in persistent supply-demand imbalances and price volatility. This study aims to develop a simultaneous equation model that incorporates the biological production structure of pigs and utilizes pig traceability data to enable monthly supply-demand forecasting and scenario analysis. The model comprised supply and demand components. The supply sector reflects the time-lag structure between production stages, whereas the demand sector estimates consumer responses based on price and income variables. The analysis revealed significant interdependencies among production stages, as well as statistically significant demand elasticities with respect to price and income, and substitution effects with imported pork. The model demonstrated strong forecasting performance, with in-sample mean absolute percentage errors (MAPE) below 3.1% across all variables and stable out-of-sample errors. The model developed in this study is expected to serve as a key tool for forecasting domestic pork supply and demand and for supporting policy decision-making.

* This paper is a revised and supplemented version of the award-winning study from the '2025 Graduate Student Paper Competition' hosted by the Korean Agricultural Economics Association.

** M.A.Student, Department of Agriculture Economics, College of Agriculture, Life & Environment Sciences, Chungbuk National University.

*** Associate Professor, Department of Agriculture Economics, College of Agriculture, Life & Environment Sciences, Chungbuk National University.

**** Assistant Professor, Department of Agriculture Economics, College of Agriculture, Life & Environment Sciences, Chungbuk National University, Corresponding Author. e-mail: hongseok@chungbuk.ac.kr

1. 서론

최근 국내 육류 소비는 지속적으로 증가하는 가운데, 돼지고기는 국내 3대 축산물 중 소비량이 가장 많은 품목으로 자리매김하고 있다. 2023년 기준 1인당 육류 소비량은 약 60kg에 달했으며, 이 중 돼지고기 소비량은 29.6kg으로 절반에 가까운 비중을 차지하는 것으로 나타났다(한국육류유통수출협회, 2025). 이렇듯 돼지고기는 국민 식생활에서 핵심적인 단백질 공급원으로 기능할 뿐만 아니라, 전체 소비자물가에도 적지 않은 영향을 미치는 핵심 품목이다.²⁾ 최근에는 1인 가구 증가, 간편 조리 수요 확대, 외식 산업 확대 등 소비 환경 변화에 따라 가정간편식(Home Meal Replacement: HMR)과 외식 시장 내 돼지고기 활용 비중이 지속적으로 확대되고 있어(축산정보뉴스, 2025), 향후 돼지고기 수요는 지속적으로 증가할 것으로 전망된다(한국농촌경제연구원, 2024).

생산 측면에서도 국내 돼지고기 산업은 큰 성장을 이루어왔다. 생산액은 2001년 약 2조 7천억 원에서 2023년 9조 1천억 원으로 3배 이상 증가하였고, 같은 기간 동안 사육 규모는 증가한 반면 농가 수는 대폭 감소하여 산업의 전업화와 규모화가 진전되었다(통계청, 2025).³⁾ 또한, 모돈 마리당 연간 출하두수(Marketed pigs per Sow per Year: MSY)⁴⁾는 2000년 15마리에서 2024년 19.8마리로 증가하여, 단순한 사육두수 확대를 넘어 생산 효율성 제고를 통한 구조적 전환이 이루어졌음을 보여준다.

다만, 돼지고기 소비량 증가 속도는 국내 생산량 증가 속도를 넘어서고 있는 상황이며,⁵⁾ 이에 따라 수입 돼지고기의 국내 유입 또한 빠르게 확대되고 있다. 2001년 5만 톤 수준이던 돼지고기 수입량은 2024년 45만 톤을 넘어섰으며, 최근 10년간 연평균 30만 톤 이상의 수입 규모를 유지하고 있다(한국육류유통수출협회, 2025). 이러한 수입량의 지속적인 증가는 국내산 돼지고기인 한돈 산업의 시장 경쟁력을 약화시키는 주요 요인으로 작용한다. 특히, 수입 돼지고기는 한돈에 비해 상대적으로 낮은 가격을 바탕으로 급식 시장, 외식업체, 대형 유통망 등에서 빠르게 점유율을 확대하고 있으며, 최근에는 온라인 유통 플랫폼으로까지 시장을 넓히고 있는 추세이다(축산물품질평가원, 2024).

최근 국내 돼지고기 시장은 소비자의 건강과 안전에 대한 관심 증가, 아프리카돼지열병, 구제역, 돼지 생식기 호흡기 증후군 등과 같은 가축 질병 발생, 이상기후 등 다양한 외부 요인에 의해 불안정한 수급 상황을 보이고 있다(국승용 외, 2020; 유사라·안병일, 2024). 특히 돼지는 수정일부터 출하까지 평균 300일(10개월) 내외의 생산주기를 가지기 때문에⁶⁾ 현재의 사육두수 변화가 실제 소비시장에 반영

2) 돼지고기는 소비자물가지수(CPI) 구성 항목 중 하나로, 전체 지출 중 식료품 및 비주류 음료로 한정할 경우 6.9%를 차지해 비중이 상당하다는 것을 알 수 있다(통계청, 2023. 12. 19.).

3) 국내 돼지 사육 규모는 2001년 8,720천 두에서 2024년 10,846천 두로 약 24% 증가하였지만, 양돈 농가 수는 동 기간 19,531호에서 5,513호로 감소하였다(통계청, 2025).

4) 모돈 마리당 연간 출하두수(MSY)는 농가의 생산성을 나타내는 대표적인 지표 중 하나로, 어미 돼지 한 마리가 1년간 낳은 새끼 돼지 중 출하 체중이 될 때까지 생존해 출하한 마릿수를 말한다(이은주 외, 2022). MSY를 구하는 방법은 총도축 마릿수에 연평균 모돈 수를 나눠 도출할 수 있다.

5) 돼지고기 소비량은 2001년 약 807천 톤에서 2023년 1,545 천 톤으로 약 1.9배 증가하였지만, 국내산 돼지고기 생산량은 733천 톤에서 1,118천 톤으로 약 1.5배 증가하였다(한국육류유통수출협회, 2025).

되기까지 수개월의 시차가 발생하므로 단기간 내 공급 조절이 어려운 특징을 가진다. 여기에 더해 국내 자급률이 낮은 사료 곡물의 가격 변동성, 수입육의 시장 유입 확대, 계절적 수요 변동 등 다양한 요인이 복합적으로 작용하면서 가격 변동성과 시장의 불확실성을 더욱 심화시키고 있다(Kim et al., 2022).

농축산물은 수급 불균형이 발생할 경우 가격의 급등락을 초래하며, 이는 생산자의 소득 안정성과 소비자의 체감 물가에 직접적인 영향을 미친다. 특히 돼지고기와 같은 주요 소비 품목의 가격이 급변할 경우 소비자물가 전반에 상당한 영향을 미쳐 물가 불안으로 이어질 수 있으며, 이는 궁극적으로 농가의 경영 불안정과 소비자의 경제적 부담 증가로 이어지게 된다(이용선 외, 2013). 이러한 배경 속에서 국내 산 돼지고기 생산 기반의 안정적 유지와 공급 능력 제고는 중요한 정책 과제로 부각되고 있으며, 특히 모돈의 생산성 향상을 통한 자돈 및 도축두수의 안정적인 증가를 도모하는 것이 핵심 대응 전략으로 주목받고 있다.⁷⁾ 이와 더불어 향후 추진될 수 있는 정책 및 기술적 변화가 돼지고기 수급구조에 영향을 미칠 수 있기에, 수급의 흐름을 실증적으로 분석할 수 있고 중장기 예측 및 정책 시나리오 분석이 가능한 동태적 수급모형 구축이 필요할 것으로 판단된다.

국내에서 축산물 가격 및 수급예측에 대한 다양한 연구가 진행되어 왔지만, 돼지고기의 수급 및 생산량에 초점을 둔 연구는 상대적으로 부족한 실정이다. 서흥석 외(2020)는 한국농촌경제연구원(KREI)에서 개발한 KREI-KASMO(KREI-Korea Agricultural Simulation Model)를 이용하여 총 74개의 품목에 대한 중장기 전망을 수행하였으며, 이 중 돼지고기도 분석 대상에 포함된다. 해당 모형은 한국 농업부문의 중장기 총량을 전망하는데 유용하지만, 연 단위 자료를 기반으로 구축되어 있어 예측의 정밀성 측면에서 한계점을 가진다.

Zhang & Wang(2020)은 중국의 헤이룽장성 지역을 대상으로 월별 돼지고기 공급량을 예측하였다. 분석방법으로는 개체군예측모형(Population Prediction Model: PPM)을 이용하였으며, 돼지 개체수를 산출하고 생애주기별 돼지의 이동과정을 재귀모형(Recursive Model)을 통해 모돈의 월령별 분포, 월별 폐사율 및 도태율, 자돈 및 후보돈 전환율 등을 도출하여 분석에 사용하였다. 분석 결과, 돼지 출하 두수와 공급량에 대한 예측 정확도 모두 95% 이상으로 나타났다. 본 연구는 기존의 연 단위 예측에 비해 실제 사육 구조와 생물학적 주기를 정교하게 반영함으로써 월 단위 공급 예측의 실효성과 활용 가능성을 제시하였다.

Kim et al.(2022)은 돼지 이력제 자료를 이용하여 월별 돼지 도축두수를 예측하고, 잔차항의 신뢰구간을 활용해 4단계의 수급위기를 판별하는 방법을 제시하였다. 설명변수로는 전기 비육돈 두수, 도축

6) 모돈의 임신기간은 평균 114일(약 3개월 3주 3일)이며, 출산 후 포유 기간은 약 28일로 생후 4주령에 이유가 이루어진다. 이후 자돈기는 생후 약 60일까지로 약 32일간 지속되며, 육성기와 비육기는 각각 약 60일씩 소요되어 생후 2개월령부터 6개월령까지 체중을 증량시키는 성장단계로 이어진다. 일반적으로 생후 약 180일(6개월령)에 110~130kg의 체중이 되면 출하되며, 수정일부터 계산하면 전체 생산주기는 약 300일(10개월) 내외가 된다(국립축산과학원, 2025). 이는 닭고기(약 4~7주)보다 길지만, 소고기(약 25개월)보다 짧은 수준이다.

7) 최근 농촌진흥청은 스마트 돈사 구축, 모돈 관리 자동화, 품종 차별화 등의 기술을 적용하여 모돈 생산성 향상을 위한 기술개발을 추진하겠다고 밝혔다(대한민국 정책브리핑, 2025).

일수, 계절성 등을 이용해 월별 도축두수를 추정하였다. 분석 결과, 해당 모형의 결정계수는 0.93으로 높은 설명력을 보였으며, 예측의 정확성 척도인 평균 절대 백분율 오차(Mean Absolute Percentage Error: MAPE)와 평균 제곱근 백분율 오차(Root Mean Square Percentage Error: RMSPE) 역시 각각 2.74%, 3.08%로 우수한 예측력을 가진 것으로 확인되었다. 이 연구는 국내산 돼지고기 시장의 월 단위 도축두수 예측모형을 최초로 개발하였다는 점에 의의가 있지만, 예측 변수로 전월의 비육돈 두수를 활용해 비교적 짧은 기간의 예측에 초점을 두고 있다는 한계가 존재한다.

차대협 외(2021)는 ARIMA 모형을 이용해 종돈장의 사육 규모별 사육두수를 예측하였다. 한국종축 개량협회의 2014년부터 2017년까지의 월별 자료를 바탕으로 종돈장을 사육 규모에 따라 구분하고, 각 규모별 ARIMA모형을 적용해 추세를 분석하였다. 분석 결과, 모든 농장에서 향후 사육두수가 증가할 것으로 예측되었으며, 특히 100두 미만 소규모 농장의 경우 감소 추세를 보여 양돈 산업의 규모화 경향이 확인되었다. 해당 연구는 사육 규모별 사육 두수 예측모형을 개발함으로써, 향후 종돈 개량 및 양돈 산업 구조 변화 대응에 필요한 기초자료를 제시하였다는 점에서 의의를 가진다.

이상의 선행연구들은 국내 주요 축산물의 수급 및 가격 예측을 위해 다양한 자료와 분석기법을 활용하였다는 점에서 의의가 있다. 그러나 돼지를 대상으로 한 기존의 연구들은 대부분 가격 또는 사육두수 예측에 한정되어 있으며, 수요와 공급을 종합적으로 반영한 수급모형에 대한 연구는 극히 제한적으로 수행되었다. 이에 본 연구는 돼지의 생물학적 사육 주기를 반영하여 모돈의 임신부터 도축에 이르는 일련의 과정을 반영한 동태적 생태방정식모형(Dynamic Ecological Equation Model: DEEM)을 기반으로, 월 단위의 정밀한 수급 및 가격 예측이 가능한 국내산 돼지고기 수급모형을 개발하는 것을 목적으로 한다. 본 모형이 일정 수준 이상의 설명력과 예측력을 확보할 경우, 양돈 농가의 합리적인 경영 의사 결정뿐만 아니라 정부의 선제적 수급 조절 및 가격 안정 정책 수립을 위한 기초자료로 활용될 수 있을 것이다.

2. 분석 모형 및 자료

2.1. 모형 설계 및 자료

본 연구에서는 축산물품질평가원(KAPE)의 돼지 이력제 기반 월별 사육 및 도축두수 자료를 이용하였다.⁸⁾ 해당 자료는 「가축 및 축산물 이력관리에 관한 법률」에 따라 농가가 의무적으로 신고한 정보를

⁸⁾ 돼지고기 이력제는 「가축 및 축산물 이력관리에 관한 법률」에 따라 축산물품질평가원이 운영·관리하고 있으며, 2014년 12월 28일 전면 시행되었다. 이 제도는 도축·유통 과정에서의 위해요소 발생 시 개체 단위로 신속한 추적을 가능하게 하며, 소비자에게 생산·유통 정보를 투명하게 제공함으로써 축산물의 안전성과 신뢰성을 제고하는 데 목적이 있다. 다만, 현재 축산물품질평가원에서는 이력제 기반의 개체별, 월별 도축통계 자료를 공개하지 않고 있다.

기반으로 수집되며, 생육단계에 따라 자돈, 육성돈, 비육돈으로 구분된 사육두수 정보를 제공한다. 자료의 기간은 2016년 1월부터 2025년 3월까지 존재하지만, 2016년의 자료는 돼지 이력제가 도입된 초기 시점으로, 신고 누락 또는 분류 기준의 혼선 등으로 인해 자료의 정확성과 신뢰성이 상대적으로 낮을 가능성이 존재한다. 따라서 2016년 자료를 분석에서 제외하고 2017년 1월부터 2024년 12월까지의 자료를 내표본(in-sample)으로 설정하여 분석 모형을 구축한 뒤, 2025년 1월부터 3월까지의 자료는 외표본(out-of-sample)으로 사용해 모형의 예측력을 평가하고자 한다.

본 연구는 돼지의 월별 수급 예측치를 도출하기 위해 부분균형(Partial Equilibrium) 모형을 기반으로 설계하였으며, 국내산 돼지고기를 제외한 농업부문과 수입 돼지고기는 모형 외부의 외생변수로 간주하였다. 이는 국내산 돼지고기 시장을 독립된 분석 단위로 보고, 주요 수급 요인들이 시장 내에서 어떻게 작동하는지를 정밀하게 분석하기 위함이다. 또한, 수요와 공급이 동시에 양방향으로 영향을 줘 시장균형가격(Market Clearing Price)이 도출되는 동시균형모형(Simultaneous Equation Model: SEM)을 활용하였다.⁹⁾

본 연구에서 구축한 돼지고기 수급모형은 연립방정식 모형으로 공급부문과 수요부문으로 구성된다. 공급부문은 돼지의 생물학적 주기를 반영하여 모돈부터 도축에 이르기까지의 시차 구조로 구성하였으며, 이를 통해 국내산 돼지고기의 공급량을 결정한다. 우리나라의 돼지고기 수입량은 2024년 기준 전체 소비량의 약 28.7%에 달하지만(한국육류유통수출협회, 2025), 본 연구에서는 국내산과 수입 돼지고기를 이질적인 재화(heterogeneous goods)로 가정하고 국내산 돼지고기만을 분석대상으로 하였다.¹⁰⁾ 이는 소비자들이 국내산 돼지고기에 대해 뚜렷한 선호를 보이며, 동일한 품목으로 분류되더라도 생산 및 유통 방식, 신선도, 원산지에 대한 신뢰도 등 다양한 측면에서 국내산을 더 우수한 품질로 인식하는 경향을 보였기 때문이다(지인배 외, 2012). 김계웅 외(2014)의 연구에 따르면 국내산 돼지고기에 대한 충성도는 3.65점(5점 만점)으로 보통 수준 이상으로 나타난 반면, 수입 돼지고기에 대한 충성도는 2.08점에 불과하였다. 이는 두 재화 간 품질 및 신뢰도 인식에 실질적인 차이가 존재함을 시사하며, 단순한 가격 차이를 넘어 소비자의 선호 자체가 상이함을 보였다. 따라서 본 연구에서는 이러한 시장 내 소비자 선호 구조와 재화 간 이질성을 고려하여 국산 돼지고기와 수입 돼지고기를 이질적인 재화로 구분하였다.

수요부문은 국내수요와 해외수요(수출량)의 합으로 구성하였으며, 수출량은 외생변수로 설정하였다. 2024년 기준 우리나라 돼지고기 자급률은 73%로, 최근 수년간 70% 내외 수준을 유지하고 있어 대부분의 생산량이 국내 소비로 흡수되고 있다(한국농촌경제연구원, 2025). 또한, 최근 몇 년간 수출량은 전체 공급량 대비 1% 미만에 불과해 시장 수급에 미치는 영향이 매우 제한적이다. 이러한 점을 고려할

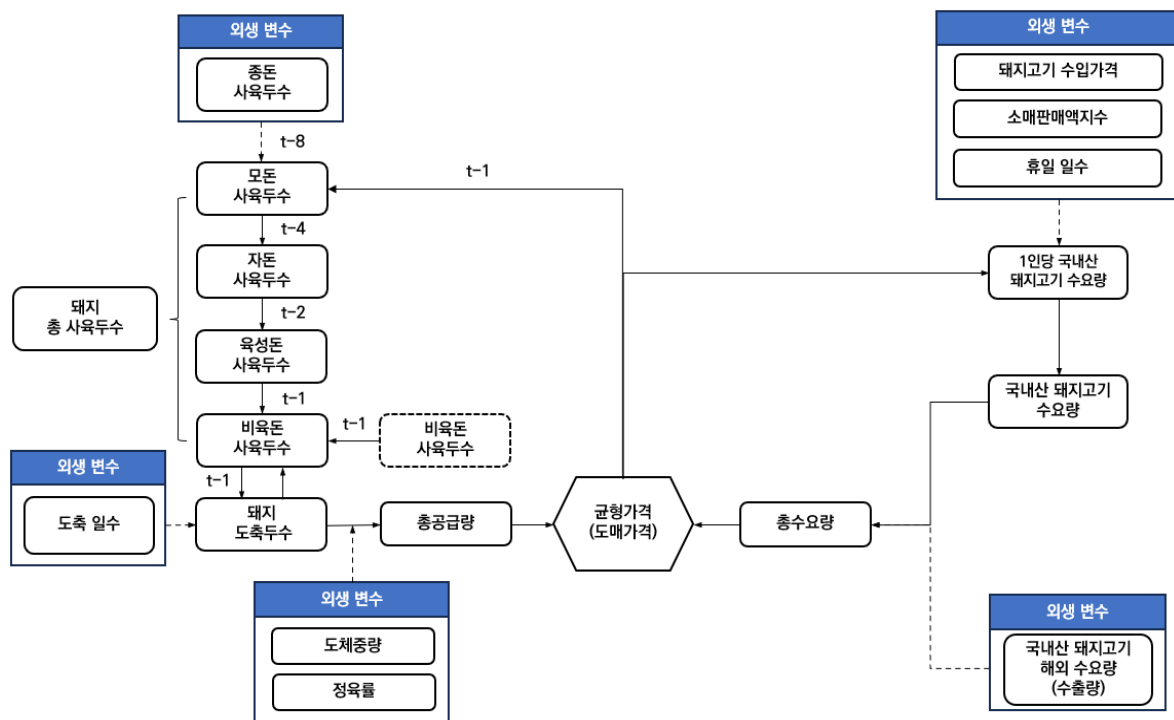
9) Thurman(1986)은 독립변수가 가격 또는 소비량 중 어느 것이 올바른 추정인지 Wu-Hausman Test를 통해 추정된 파라미터에 대해 내생성(endogeneity) 문제를 실험한 결과, 독립변수가 소비량일 경우 가격일 경우보다 추정된 파라미터 값이 일치성(consistent)이 높았으며, 점근적으로 효율성(efficient)이 높게 나타났다.

10) 만일 국내산 돼지고기와 수입 돼지고기를 동질적인 재화(homogeneous goods)로 가정할 경우, 공급부문에 수입 돼지고기를 포함해야 하며, 돼지고기 수요량은 국내산 돼지고기만을 이용하여 산출해야 한다.

때 수출량은 내생적으로 결정되기보다는 외생적으로 주어지는 변수로 간주하는 것이 타당하다고 판단하였다. 아울러, 본 연구에서는 모형의 단순화를 고려하여 국내산 및 수입 돼지고기 모두 재고를 보유하지 않고 해당 월에 공급된 물량이 동일 월에 소비되는 것으로 가정하였다.

본 모형에서 총공급과 총수요를 일치시키는 시장균형가격을 도매가격으로 설정하였다. 이는 공급과 수요 모두 도축두수에 기반하여 산출되므로, 도축두수 결정에 직접적으로 영향을 미치는 가격변수로 도매가격을 채택하였다. 또한, 양돈 농가의 생산 의사결정 역시 도매가격을 기준으로 이루어지므로 본 연구에서는 도매가격이 생산자의 수익성과 연계되어 모든 사육두수를 결정하는 요인으로 작용한다고 가정하였다. 돼지고기 수급모형에 대한 구조 모식도와 수급모형 구축에 이용되는 자료와 출처는 각각 <그림 1>과 <표 1>에 제시하였다.

그림 1. 국내산 돼지고기 수급모형 구조 모식도



주: t는 종속변수가 관측되는 현재 시점을 의미하며, t-k는 해당 시점으로부터 k개월 이전의 설명변수를 나타냄. 이는 돼지의 생물학적 사육 구조에 따른 시차적 연계를 반영한 것으로, 예컨대 t시점의 자돈 사육두수는 4개월 전(t-4)의 모든 사육두수에 의해 결정됨. 별도의 표기가 없는 경우에는 종속변수와 동일한 시점(t)의 값을 사용함.

표 1. 국내산 돼지고기 수급모형 구성 자료 및 출처

자료명(단위)	자료출처	자료명(단위)	자료출처
종돈 사육두수(마리)	돼지 이력제 자료	정육률(%)	국립축산과학원
모돈 사육두수(마리)	돼지 이력제 자료	돼지고기 도매가격(원/kg)	한국육류유통수출협회
자돈 사육두수(마리)	돼지 이력제 자료	돼지고기 수입가격(원/kg)	농식품수출정보
육성돈 사육두수(마리)	돼지 이력제 자료	돼지고기 수출량(kg)	농식품수출정보
비육돈 사육두수(마리)	돼지 이력제 자료	소매판매액지수(2020=100)	통계청
돼지 도축두수(마리)	돼지 이력제 자료	추계인구(명)	통계청
도축 일수(일)	돼지 이력제 자료	1인당 국내산 돼지고기 수요량(kg/명)	자체계산
휴일 일수(일)	자체계산	환율(원/달러)	한국은행
도체중량(kg)	축산물품질평가원	생산자·소비자물가지수(2020=100)	한국은행

주 1) 휴일 일수는 주말 및 공휴일을 포함한 일수이며, 1인당 돼지고기 소비량은 돼지고기 총공급량에 인구수로 나누어 산출함.

2) 돼지고기 수입가격은 신선, 냉장, 냉동 돼지고기의 총수입액을 수입량으로 나누어 수입단가를 산출하고, 계산된 수입단가에 환율과 소비자물가지수(CPI)를 반영해 돼지고기 수입가격을 산출함.

2.2. 공급부문

돼지의 생산주기는 수정부터 출하까지 약 9~10개월이 소요된다. 모돈의 임신기간은 약 4개월이며, 출산 후 생후 약 60일까지 자돈기로 분류되고, 이후 육성기와 비육기를 거쳐 생후 약 180일경, 체중 110~130kg이 되면 도축이 이루어진다. 본 연구에서 사용한 사육두수 자료는 월령별 연속자료가 아닌 월 단위로 구분된 자돈(0~2개월), 육성돈(2~4개월), 비육돈(5개월 이상)의 생육단계별 구간자료 형태로 제공된다. 이러한 자료의 구조적인 특성을 반영하기 위해, 본 연구에서는 각 생육단계 간의 사육 기간과 실제 전환 시점을 고려하여 모돈에서 자돈, 자돈에서 육성돈, 육성돈에서 비육돈, 비육돈으로부터 도축에 이르는 과정을 시차 구조로 설계하였다.

모돈은 자돈 생산성과 농가의 경영 효율성에 직접적인 영향을 미칠 수 있는 핵심적인 요소로서, 향후 돼지고기 공급량을 결정짓는 선행지표로 기능할 수 있다(Dhuyvetter, 2000). 모돈 사육두수는 8개월 전의 종돈 사육두수와 전월의 돼지고기 도매가격을 설명변수로 포함하여 추정하였다. 종돈은 일반적으로 번식능력이 우수한 순종 간 교배를 통해 생산되는 후보돈을 의미하며, 생후 약 8~9개월령에 도달해야 번식 가능한 모돈으로 전환된다. 이러한 생리적 특성을 고려하여 8개월 전의 종돈 사육두수를 설명변수로 설정하였으며, 이는 번식 적령기에 도달한 후보돈이 농가의 번식 의사결정에 따라 모돈으로 편입되는 과정을 반영하기 위함이다. 또한, 돼지고기 도매가격은 농가의 수익성과 연계되어 모돈 사육 유지 여부에 영향을 미치는 경제적 요인으로 고려되었다.

자돈 사육두수는 모돈의 임신기간이 약 4개월이라는 생리적 특성을 고려하여 4개월 전의 모돈 사육두수에 의해 결정된다고 판단하였다. 즉, 모돈 규모가 일정 시점에서 확대되면 약 4개월 후 자돈 두수 증가로 연결되는 구조가 나타난다는 점을 반영한 것이다. 또한, 육성돈은 포유기 및 자돈기를 거친 이

후의 생육단계로, 일반적으로 자돈에서 약 2개월이 경과한 시점의 개체들이 포함되므로 2개월 전의 자돈 사육두수가 육성돈 사육두수에 선제적으로 영향을 미치는 변수로 설정하였다. 아울러, 돼지 사육 및 생산 과정에는 계절에 따른 번식 성적, 성장률에 대한 변동성(volatility)이 존재하므로, 이를 통제하기 위해 계절성 변수를 포함하였다.

비육돈 사육두수는 생육단계의 특성을 고려하여, 전월의 육성돈 사육두수, 전월의 비육돈 사육두수, 현재 시점의 도축두수를 설명변수로 포함하였다. 이는 비육돈이 일반적으로 생후 5개월령 이상의 개체로 집계되며, 육성돈이 일정 시차를 두고 비육돈으로 전환되는 생육단계를 반영한 것이다. 또한, 기존의 비육돈 개체는 도축되지 않고 계속 사육되거나 도축을 통해 개체군에서 이탈하는 과정을 거치므로, 유입과 이탈이 동시에 발생하는 동태적 구조를 반영하기 위해 다음과 같이 설정하였다.

도축두수는 전월의 비육돈 사육두수와 도축일수를 설명변수로 설정하여 추정하였다. 도축일수는 월별 도축 가능 일정의 제약 요인으로 작용하며, 특히 공휴일 수, 방역 조치, 계절별 작업 일수 변화 등에 따라 도축일수는 변동되며, 동일한 사육 규모일지라도 도축일수에 따라 실제 도축량은 달라질 수 있으므로, 이를 설명변수로 포함하였다.¹¹⁾ 최종적으로 월별 돼지고기 생산량은 먼저 도축두수에 평균 도체중을 곱해 지육 생산량을 산출한 후, 정육률을 적용하여 최종적으로 도출하였다. 정육률은 국립축산과학원에서 제시한 일반적인 범위(65~70%)를 참고하여 70%를 적용하였다.

2.3. 수요부문

수요부문인 1인당 국내산 돼지고기 수요량은 총생산량에서 수출량을 차감한 후, 이를 인구수로 나누어 산출하였다. 본 연구에서는 1인당 국내산 돼지고기 수요량이 돼지고기 도매가격, 돼지고기 수입가격, 소매판매액지수, 휴일 일수에 의해 결정된다고 가정하였다. 도매가격은 생산자물가지수(PPI)를 활용하여 실질화하여 물가 변동의 영향을 제거하였으며, 이는 최종 소비자가 체감하는 최종 가격에 영향을 미쳐 돼지고기 소비에 중요한 결정요인으로 작용한다. 또한, 본 연구에서는 국내산 돼지고기와 수입 돼지고기를 이질적인 재화로 간주하고, 돼지고기 수입가격을 국내산 돼지고기 수요량의 결정요인으로 포함하였다. 국내산 돼지고기와 수입 돼지고기는 수요 대체관계가 존재하며(김원태, 2017), 이에 따라 수입 돼지고기의 가격 변동은 국내산 돼지고기 수요에 영향을 미치는 요인으로 작용할 수 있다.

일반적으로 돼지고기 수요는 실질 소득에 민감하게 반응하기 때문에 실질 소득을 주요 설명변수로 활용하는 것이 타당하다. 그러나 본 연구에서는 월별 실질 소득 자료의 부재로 인해 이를 직접적으로 활용하지 못하였다. 이에 따라 소득 수준 및 소비자의 구매 여력을 간접적으로 반영할 수 있는 지표로서 소매판매액지수(Retail Sales Index: RSI)¹²⁾를 소득의 대리변수(proxy variable)로 설정하였다.

11) 우리나라 도축장의 경우 일일 처리능력이 충분해 도축일수 부족이 직접적인 물리적 제약으로 작용하지는 않는다. 다만, 명절, 연휴 휴무, 방역 조치, 계절별 작업 일정 등으로 인해 월별 실제 도축량에 차이를 유발할 수 있으므로, 본 연구에서는 이러한 현실적 여건을 반영하는 보조 변수로 도축일수를 활용하였다.

또한, 본 연구에서는 휴일 일수가 돼지고기 수요에 영향을 미치는 요인으로 작용할 수 있다고 가정하였다. 일반적으로 휴일이 많은 달에는 학교 급식, 구내식당, 산업체 식당 등 대규모 단체급식의 운영이 감소하면서 해당 부문의 돼지고기 수요가 일시적으로 감소하고, 이로 인해 수요가 위축될 가능성이 있다. 단체급식에 사용된 국내산 돼지고기 물량은 2023년 기준 약 5만 톤으로, 수입 돼지고기 수요량보다 적지만 전체 수급구조를 고려할 때 결코 적지 않은 규모이다(축산물품질평가원, 2023). 특히 최근에는 학교 급식 규모의 확대와 함께, 국내산 육류 사용을 의무화하는 조례를 제정하는 지방자치단체가 증가하면서 국내산 돼지고기 소비가 지속적으로 증가하는 추세에 있다(지인배 외, 2015). 이러한 점에서 휴일이 많은 시기에는 단체급식 수요 감소가 국내산 돼지고기 수요의 일시적인 감소로 이어질 가능성이 높으며, 유통 및 도축 일정의 조정과 같은 간접적인 수요 변화도 유발할 수 있다. 결과적으로, 휴일이 집중된 시기에는 단체급식 수요의 비중이 낮아지고, 가정 내 소비 중심으로 수요 구조가 재편되면서 총 수요의 일시적인 감소로 이어질 수 있다.

총공급(Total Supply)과 총수요(Total Demand)가 일치하는 지점에서 시장이 청산되는 균형가격(Market clearing price)을 도매가격으로 설정하였으며, 본 연구에서 추정한 공급, 수요부문의 행태방정식에 포함된 주요 설명변수는 <표 2>에 제시하였다.

표 2. 행태방정식별 주요 설명변수

구분		주요 설명변수
공급	모든	$\ln SOW_t = f(\ln GP_{t-8}, \ln \frac{NWP_{t-1}}{PPI_{t-1}})$
	자돈	$\ln PIGLET_t = f(\ln SOW_{t-4})$
	육성돈	$\ln FOSTER_t = f(\ln PIGLET_{t-2})$
	비육돈	$\ln FP_t = f(\ln FOSTER_{t-1}, \ln FP_{t-1}, \ln SP_t)$
	도축두수	$\ln SP_t = f(\ln FP_{t-1}, \ln WDS)$
	총공급량	$Total\ Supply = SP_t \times YD_t \times MR$
수요	1인당 국내산 돼지고기 수요량	$\ln \frac{DEMAND_t}{POP_t} = f(\ln \frac{IPP_t}{CPI_t}, \ln \frac{NWP_t}{PPI_t}, \ln RSI_t, \ln HOLIDAY_t)$
	총수요량	$Total\ Demand = Demand_t + X_t$
시장청산		$Total\ Supply = Total\ Demand$

주: PPI는 생산자물가지수, CPI는 소비자물가지수, GP는 종돈, SOW는 모든, PIGLET은 자돈, FOSTER은 육성돈, FP는 비육돈, SP는 도축두수, YD는 도체중, MR은 정육률, WDS는 도축일수, DEMAND는 국내산 돼지고기 수요량, POP은 추계 인구, IPP는 돼지고기 수입가격, NWP는 돼지고기 도매가격, RSI는 소매판매액지수, HOLIDAY는 휴일 일수, X는 수출량을 의미함.

12) 소매판매액지수(승인번호: 제10123호)는 소비자들이 소매업체에서 구매한 모든 상품의 총가치를 측정하는 지표로, 소비자의 구매력 및 경기 흐름을 간접적으로 파악할 수 있는 대표적인 경제 지표이다. 해당 지수는 편의점, 슈퍼마켓, 백화점, 의류 매장 등 오프라인 소매점뿐 아니라 온라인 쇼핑물의 매출까지 포함하여 집계되며, 월 단위로 발표된다. 소매판매액지수는 경상지수, 불변지수, 계절조정지수로 구성되며, 본 연구에서는 계절에 따른 주기적인 변동을 제거하여 순수한 소비 추세를 파악하는 데 유용한 계절조정지수를 활용하였다.

3. 분석 결과

본 연구는 국내산 돼지고기 시장의 수급 구조를 설명하기 위해 공급량과 수요량이 일치하는 시장청산 조건하에서 돼지고기 도매가격이 균형가격으로 결정되는 동시균형모형(SEM)을 구축하였다. 이때 균형가격은 공급 및 수요부문 각각의 행태방정식에 의해 동시에 결정되므로, 이론적으로는 설명변수와 오차항 간의 내생성(endogeneity)으로 인한 동시성 문제가 발생할 가능성이 존재한다. 특히, 수요함수에서 가격변수는 내생성이 발생할 가능성이 존재하기 때문에 본 연구에서는 도출두수 추정함수에 사용한 변수들과 사료비 변수를 도구변수(Instrumental Variable: IV)로 활용하여 2단계 최소자승법(Two Stage Least Squares Estimation: 2SLS)을 통해 내생성 여부를 검정하였다. 검정 결과, OLS 추정치와 2SLS 추정치 간 통계적으로 유의한 차이가 존재하지 않았으며, 이는 내생성이 존재하지 않음을 의미한다.¹³⁾ 따라서 본 연구에서 설계한 각 행태방정식은 독립적인 설명구조를 가지며 변수 간 동시성 문제가 발생하지 않는 것으로 판단되어, 모든 방정식은 통상적 최소자승법(Ordinary Least Squares: OLS)을 이용하여 추정하였다.

돼지고기 수급모형 구축에 이용되는 주요 행태방정식은 Eviews 9.1 통계프로그램을 이용하여 추정하였다. 모든 행태방정식은 변수 간 탄력성 해석의 용이성을 고려하여 log-log 함수형태로 추정하였으며, 각 모형의 추정계수(Coefficient), t-value, 모형의 적합도(R^2) 등을 고려하여 최종 함수형태를 선정하였다. 또한, 시계열 자료의 구조적 변화를 반영하기 위해 Bai & Perron(1998)이 제안한 다중 구조변화 검정(Multiple Breakpoint Test)을 이용하였다. 이는 단일 시점의 구조변화만을 탐지하는 기존 방식과 달리, 복수의 구조변동 시점을 동시에 식별할 수 있으며, 높은 통계적 검정력을 바탕으로 구조적 전환점의 존재 여부를 보다 신뢰성 있게 판단할 수 있다는 장점이 존재한다.

아울러, 추정된 모형에서 자기상관(autocorrelation)의 존재 여부를 검정하기 위해 Durbin-Watson 통계량과 Breusch-Godfrey LM 검정을 실시하였으며, 계열 간 자기상관이 나타나는 경우에는 Newey-West 표준오차를 적용하여 보정하였다. Newey-West 방법은 잔차 간 자기상관 또는 이분산성(heteroskedasticity)이 존재하더라도 유효한 표준오차를 제공하는 방법으로, 회귀계수는 OLS로 추정하되, 표준오차를 조정함으로써 추정의 신뢰성을 확보할 수 있다는 장점을 가진다(Newey & West, 1994).

¹³⁾ 수요함수에 대한 2SLS 추정에서 과식별 제약 검정(J-statistic) 통계량은 0.051로, 10% 유의수준에서 도구변수가 타당함을 확인하였다. 또한, 내생적이라고 의심되는 가격변수인 돼지고기 수입가격과 돼지고기 도매가격에 대해 하우스만(Durbin-Wu-Hausman) 내생성 검정을 실시한 결과, OLS와 2SLS의 추정치 간 통계적으로 유의한 차이가 나타나지 않았다.

3.1. 공급부문

3.1.1. 모돈 사육두수

모돈 사육두수의 추정결과는 <표 3>에 제시하였다. 분석 결과, 8개월 전의 종돈 사육두수가 1% 증가하면 모돈 사육두수는 0.12% 증가하는 것으로 나타나, 종돈이 모돈으로 전환되기까지 일정 시차가 존재하며 종돈 사육기반 확대가 모돈 개체수 증가로 이어질 수 있음을 시사한다. 한편, 돼지고기 도매가격이 상승하면, 모돈 사육두수는 감소하는 것으로 나타났지만, 이는 통계적으로 유의하지 않았다.

모돈 사육두수의 시계열적 구조 변화를 확인하기 위해 상수항을 기준으로 다중 구조변화 검정을 실시한 결과, 2019년 10월, 2020년 4월, 2024년 7월에 유의한 구조적 변화가 존재하는 것으로 나타났다. 구체적으로 2019년 10월 이후 모돈 사육두수는 3.1% 감소하는 것으로 나타났으며, 이는 국내 아프리카돼지열병(ASF) 발생에 따른 대량 살처분, 이동 제한 등의 방역 조치가 모돈 사육기반에 직접적인 영향을 미친 결과로 해석된다. 2020년 4월 이후 모돈 사육두수는 2.1% 감소하는 것으로 나타났다. 이 시기는 COVID-19의 확산과 사회적 거리두기 강화가 본격화된 시기로, 이로 인한 외식 수요 감소와 농가의 번식 의향 위축이 결합되어 나타난 결과로 해석된다. 2024년 7월은 전년 대비 돼지고기 수입량의 급증과 아프리카돼지열병 검출 사례가 동반된 시기로, 이로 인한 시장 불안정성과 농가의 경영 불확실성 증대가 모돈 사육 결정에 영향을 미쳐 이후 모돈 사육두수는 1.3% 감소한 것으로 추정되었다.

표 3. 모돈 사육두수 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	12.594 ***	53.652
ln(GP(-8))	0.120 ***	5.332
ln(NWP(-1))/PPI(-1))	-0.002	-0.333
SD19M10	-0.031 ***	-8.603
SD20M04	-0.021 ***	-5.920
SD24M07	-0.013 ***	-4.812
Sample Range	2017M09~2024M12	
Adjusted R-squared	0.81	
Durbin-Watson stat	0.70	
Multiple Breakpoint test	2019Y10M, 2020Y04M, 2024Y07M	

주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.
2) Durbin-Watson 검정통계량이 0.70으로 자기상관 문제가 존재하는 것으로 나타나 Newey-West 표준오차를 이용함.
3) 여기서 GP는 종돈, NWP는 돼지고기 도매가격, PPI는 생산자물가지수, SD19M10은 2019년 10월 이후 구조변화 더미(2019년 10월 이전은 0, 이후는 1), SD20M04는 2020년 4월 이후 구조변화 더미(2020년 4월 이전은 0, 이후는 1), SD24M07은 2024년 7월 이후 구조변화 더미(2024년 7월 이전은 0, 이후는 1)를 나타냄.

3.1.2. 자돈 사육두수

자돈 사육두수 추정결과는 <표 4>에 제시하였다. 분석 결과, 4개월 전의 모돈 사육두수가 1% 증가하면 자돈 사육두수는 0.94% 증가하는 것으로 나타나, 모돈이 임신 및 분만 과정에 따른 생리적 시차가 현재 자돈 공급에 영향을 미침을 보여준다. 또한, 자돈 사육두수는 매월 0.1%씩 증가하는 것으로 나타났다. 이는 계절적 변동이나 외생 충격과는 무관하게, 모돈 생산성의 점진적인 향상, 기술 도입 및 경영 효율화 등에 따른 장기적인 성장 흐름을 반영한 것으로 해석된다.

자돈 사육두수의 계절성 분석 결과, 일부 변동성을 보였으나 전반적으로 큰 변화는 나타나지 않았다. 12월 대비 6~8월에 상대적으로 증가하는 경향을 보였는데, 이는 모돈의 수태율의 계절적 차이와 관련이 있는 것으로 판단된다. 일반적으로 모돈은 여름철 고온 스트레스로 수태율이 저하되고 겨울철에는 비교적 안정적인 번식 환경이 조성되어 수태율이 높은 경향을 보인다(국승용 외, 2020). 이러한 생리적 특성으로 인해 겨울철에 수태된 모돈에서 분만된 자돈이 여름철에 많아져 사육두수가 증가하고, 반대로 여름철에 수태된 모돈에서 분만된 자돈은 겨울철에 적게 나타나 사육두수가 감소하는 계절적 패턴이 나타나는 것으로 해석된다.

표 4. 자돈 사육두수 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	2.099	1.642
ln(SOW(-4))	0.941 ***	10.144
TREND	0.001 ***	27.473
DUM01	0.008	1.135
DUM02	0.019 *	1.971
DUM03	0.028 ***	3.823
DUM04	0.025 ***	3.478
DUM05	0.023 ***	3.215
DUM06	0.030 ***	3.796
DUM07	0.035 ***	5.101
DUM08	0.035 ***	4.266
DUM09	0.028 ***	3.539
DUM10	0.024 ***	3.333
DUM11	0.005	0.852
Sample Range	2017M05~2024M12	
Adjusted R-squared	0.90	
Durbin-Watson stat	1.39	

주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.

2) Durbin-Watson 검정통계량이 1.39로 자기상관 문제가 존재하는 것으로 나타나 Newey-West 표준오차를 이용함.

3) 여기서 SOW는 모돈, TREND는 추세변수를 나타냄.

3.1.3. 육성돈 사육두수

육성돈 사육두수 추정결과는 <표 5>에 제시하였다. 분석 결과, 2개월 전의 자돈 사육두수가 1% 증가하면 육성돈 사육두수는 0.56% 증가하는 것으로 나타났다. 이는 생후 0~2개월 미만의 자돈이 약 2개월 후 2~4개월 미만의 육성돈으로 전환되는 생육단계를 반영한 결과로, 전 단계 개체군의 변화가 일정 시차를 두고 다음 단계의 사육두수에 유의미한 영향을 미친다는 점에서 사육단계 간 동태적 연계성이 존재함을 시사한다. 또한, 육성돈 사육두수 역시 계절적 변동이 유의하게 나타났으며, 6~10월 육성돈 사육두수는 12월 대비 더 높고, 1~4월은 더 낮게 추정되었다. 이는 자돈 사육두수 추정결과와 연계된 결과로, 겨울철 높은 수태율로 다음 해 봄~초여름에 자돈 사육두수가 증가하고, 해당 개체군이 2개월 후 여름~가을 육성돈으로 전환되는 시차 구조를 반영한 결과로 판단된다.

표 5. 육성돈 사육두수 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	6.530 ***	9.390
ln(PIGLET(-2))	0.560 ***	12.238
DUM01	-0.008 *	-1.981
DUM02	-0.012 **	-2.026
DUM03	-0.012 **	-2.552
DUM04	-0.009 *	-1.777
DUM05	-0.002	-0.493
DUM06	0.010 *	1.946
DUM07	0.015 ***	3.417
DUM08	0.025 ***	3.941
DUM09	0.023 ***	5.014
DUM10	0.013 ***	3.485
DUM11	0.001	0.370
Sample Range	2017M03~2024M12	
Adjusted R-squared	0.89	
Durbin-Watson stat	1.16	

- 주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.
2) Durbin-Watson 검정통계량이 1.16으로 자기상관 문제가 존재하는 것으로 나타나 Newey-West 표준오차를 이용함.
3) 여기서 PIGLET은 자돈을 나타냄.

3.1.4. 비육돈 사육두수

비육돈 사육두수 추정결과는 <표 6>에 제시하였으며, 모든 변수가 1% 유의수준 내에서 통계적으로 유의하였다. 본 연구에서 사용한 비육돈 자료는 생후 5개월령 이상의 개체로, 이는 시장 출하가 가능한 단계에 도달한 돼지로서 사육단계의 마지막 구간에 해당한다. 이에 따라 해당 월의 비육돈 사육두수는 전 월의 육성돈과 비육돈 사육두수를 합산한 후, 해당 월의 도축 두수를 차감하여 산출할 수 있다.

분석 결과, 전 월의 육성돈 사육두수가 1% 증가할 경우 해당 월의 비육돈 사육두수는 0.19% 증가하며, 전 월의 비육돈 사육두수가 1% 증가하면 해당 월의 비육돈 사육두수는 0.83% 증가하는 것으로 추

정되었다. 이는 육성돈의 비육돈 단계로의 전환과 더불어 기존 비육돈 개체가 도축되지 않고 사육 상태를 유지하는 경우, 전체 비육돈 사육두수가 증가함을 의미한다. 반면, 도축두수가 1% 증가하면 비육돈 사육두수는 0.14% 감소하는 것으로 나타났다. 이는 일정 생육기간을 마친 비육돈 개체가 도축을 통해 사육 개체군에서 이탈하는 구조적 특성에 기인한 결과로, 도축두수의 증가는 곧 비육돈 사육두수의 감소로 이어진다는 점을 시사한다.

표 6. 비육돈 사육두수 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	1.710 ***	3.276
ln(FOSTER(-1))	0.193 ***	5.364
ln(FP(-1))	0.828 ***	34.184
ln(SP)	-0.142 ***	-13.393
Sample Range	2017M02~2024M12	
Adjusted R-squared	0.88	
Durbin-Watson stat	2.47	
B-G LM test	7.869 (0.020)	

주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.

2) B-G LM test는 브리쉬-고드프리(Breusch-Godfrey) 검정 결과를 의미하며, 괄호는 χ^2 통계량의 p-value를 의미함. 비육돈 사육두수의 경우 잔차에 자기상관 문제가 존재하는 것으로 나타나 Newey-West 표준오차를 이용함.

3) 여기서 FOSTER는 육성돈, FP는 비육돈, SP는 도축두수를 나타냄.

3.1.5. 도축두수

도축두수 추정결과는 <표 7>에 제시하였다. 분석 결과, 전 월의 비육돈 사육두수가 1% 증가하면 도축두수는 0.88% 증가하는 것으로 나타났다. 이는 도축의 직접적인 공급 기반이 되는 비육돈의 규모가 도축두수에 선행적으로 영향을 미친다는 점을 의미하며, 이는 도축두수가 비육돈 공급 기반의 변화에 반응함을 보여준다. 다시 말해, 비육돈 사육두수의 증가는 곧 출하 가능 물량의 증가로 연결되어 도축량 증가로 이어짐을 시사한다. 또한, 월별 도축일수가 1% 증가하면 도축두수는 0.53% 증가하는 것으로 나타나 도축일수가 많을수록 처리 가능한 도축 물량이 증가하는 것으로 판단된다.

도축두수는 매월 0.1%씩 증가하는 것으로 나타났는데, 이 또한 마찬가지로 모든 생산성 향상에 따른 비육돈 공급 기반이 점진적으로 확대된 것으로 판단된다. 돼지는 여름철 고온에 취약한 생리적 특성을 지니고 있으며, 특히 폭염이 발생하는 시기에는 사료 섭취량이 감소하고 이에 따른 체중 증가 정체 및 성장 지연 등의 생리적 스트레스를 유발한다(Liu et al., 2022). 이러한 성장 저해 요인은 도축 가능 시기의 지연으로 이어져 실제 도축두수에도 영향을 미칠 것으로 판단되며, 이에 따라 본 연구에서는 계절성 변수를 모형에 포함하였다. 분석 결과, 12월 대비 6월부터 9월까지의 도축두수는 각각 10%, 17%, 17%, 11% 하락하는 것으로 나타났으며, 이는 여름철 고온 환경이 돼지의 생육 및 출하 일정에 부정적인 영향을 미쳐 도축 물량의 감소로 이어지는 것으로 판단된다.

표 7. 도축두수 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	-0.687	-0.135
ln(FP(-1))	0.882 **	2.608
ln(WDS)	0.526 ***	6.749
TREND	0.001 ***	5.750
DUM01	0.012	0.525
DUM02	-0.027	-1.170
DUM03	0.006	0.256
DUM04	-0.025	-0.981
DUM05	-0.039	-1.412
DUM06	-0.108 ***	-4.276
DUM07	-0.171 ***	-7.426
DUM08	-0.168 ***	-7.764
DUM09	-0.113 ***	-4.932
DUM10	-0.013	-0.528
DUM11	0.008	0.377
Sample Range	2017M02~2024M12	
Adjusted R-squared	0.80	
Durbin-Watson stat	1.85	

주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.
2) 여기서 FP는 비육돈, WDS는 도축일수, TREND는 추세변수를 나타냄.

3.2. 수요부문

1인당 국내산 돼지고기 수요량 추정결과는 <표 8>에 제시하였다. 1인당 국내산 돼지고기 수요량은 돼지고기 수입가격, 돼지고기 도매가격, 소매판매액지수, 휴일 일수, 계절성 변수에 의해 결정된다고 가정하였으며, 돼지고기 수입가격과 돼지고기 도매가격은 각각 소비자물가지수(CPI), 생산자물가지수(PPI)를 이용하여 실질화하였다.

돼지고기 수입가격이 1% 상승하면 1인당 국내산 돼지고기 수요량이 0.14% 증가하는 것으로 나타났다. 이는 시장에서의 가격 신호가 소비자 선택에 영향을 미치고 있으며, 수입 돼지고기가 국내산 돼지고기에 대한 소비 대체재로 작용하고 있음을 보여준다. 다만, 대체 탄력성이 낮은 수준으로 나타나 가격적인 요인 외에 품질, 신선도, 원산지 선호 등 비가격적 요인이 소비자 결정에 함께 작용하고 있는 것으로 판단된다.

돼지고기 도매가격이 1% 상승하면 1인당 국내산 돼지고기 수요량은 0.21% 감소하는 것으로 나타났다. 이는 가격 상승에 비해 수요 감소 폭이 크지 않아 돼지고기 수요가 비교적 안정적이며 비탄력적인 수요 특성을 지닌다는 점을 보여준다. 반대로, 실질 소득의 대리변수인 소매판매액지수가 1% 개선된다면 1인당 수요량은 0.28% 증가해 정상재(normal goods)로서의 특성을 확인할 수 있다. 본 연구의 가격 탄력성과 소득 탄력성은 연도별 자료를 사용한 선행연구(김원년·이종하, 2007; 김원태, 2017; 박시

현·안동환, 2020; 오승환·제상영, 2021)¹⁴⁾보다 다소 낮은 것으로 나타났다. 이는 본 연구가 월 단위 자료를 이용하여 단기적인 변화를 분석한 반면, 기존 선행연구들은 연 단위 자료를 이용하여 장기적인 소비 행태 변화를 반영하였기 때문으로 판단된다. 장기적으로는 가격이나 소득의 변화가 점차 소비자의 구매 패턴에 반영되므로 탄력성이 더 크게 추정되지만, 본 연구의 경우 단기적인 계절성 및 시장 변동만을 반영하였기에 상대적으로 낮은 탄력성이 나타난 것으로 판단된다.

휴일 일수가 1% 증가하면 1인당 국내산 돼지고기 수요량은 0.28% 감소하는 것으로 나타났다. 이는 앞서 설정한 휴일 일수를 포함한 이유와 일치하는 것으로, 휴일이 많은 달에는 학교 급식, 구내식당, 산업체 식당 등 대규모 단체급식 부문의 운영 축소로 인해 해당 부문에서의 돼지고기 소비가 일시적으로 감소함을 반영한 것으로 해석된다. 한편, 일반적으로 여름철에는 캠핑, 야외활동 등의 증가로 인해 돼지고기 수요가 증가하게 되는 경향이 있지만(국승용 외, 2020), 본 연구의 추정결과에서 12월 대비 여름철의 수요가 통계적으로 유의하게 낮은 것으로 나타나 여름철에는 돼지고기 수요가 감소하는 경향을 보였다.¹⁵⁾

표 8. 1인당 국내산 돼지고기 수요량 추정결과

변수	추정계수	t-value
C	0.156	0.228
ln(IPP/CPI)	0.141 **	2.417
ln(NWP/PPI)	-0.209 ***	-4.273
ln(RSI)	0.280 *	1.787
ln(HOLIDAY)	-0.277 ***	-8.154
DUM01	-0.026	-1.273
DUM02	-0.130 ***	-6.057
DUM03	-0.023	-1.126
DUM04	-0.067 ***	-3.313
DUM05	-0.054 **	-2.561
DUM06	-0.151 ***	-6.980
DUM07	-0.206 ***	-9.942
DUM08	-0.201 ***	-9.769
DUM09	-0.145 ***	-6.830
DUM10	-0.015	-0.715
DUM11	-0.009	-0.433
Sample Range	2016M01~2024M12	
Adjusted R-squared	0.85	
Durbin-Watson stat	2.11	

주 1) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서 유의함을 의미함.

2) 여기서 IPP는 돼지고기 수입가격, CPI는 소비자물가지수, NWP는 돼지고기 도매가격, PPI는 생산자물가지수, RSI는 소매판매액지수, HOLIDAY는 휴일 일수를 나타냄.

¹⁴⁾ 선행연구에서 추정된 가격 탄력성은 -0.33에서 -0.70, 소득 탄력성은 0.27에서 0.94 수준으로 추정되었으며, 이에 비해 본 연구의 가격 및 소득 탄력성은 다소 낮게 나타났다.

¹⁵⁾ 수요함수의 내생성 검증 결과, 가격변수에 유의한 내생성이 존재하지 않는 것으로 확인되었다. 따라서 월별 더미계수가 반영하는 효과는 공급 요인이 아니라, 동일한 가격과 소득 조건 하에서도 나타나는 소비자의 계절적 선호 차이를 의미한다. 즉, 여름철 계수가 음수로 나타난 것은 여름철에는 다른 계절에 비해 상대적으로 돼지고기 수요가 감소한다는 계절효과로 해석할 수 있다.

3.3. 모형의 예측력 검토

모형의 예측력을 평가하는 방법으로는 평균 절대 백분율 오차(Mean Absolute Percent Error: MAPE), 평균 제곱 백분율 오차(Mean Squared Percentage Error: MSPE), 평균 절대 오차(Mean Absolute Error: MAE), 평균 제곱 오차(Mean Squared Error: MSE), 평균 제곱근 백분율 오차(Root Mean Squared Percentage Error: RMSPE), 테일의 불균등 계수(Theil's inequality coefficient, Theil's U) 등이 주로 사용된다. 본 연구에서는 이 중 MAPE와 RMSPE, 테일의 불균등 계수를 예측력 평가 기준으로 사용하였으며,¹⁶⁾ 이들은 아래 식들을 통해 산출된다.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t^s - Y_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (1)$$

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{Y_t^s - Y_t}{Y_t} \right)^2} \times 100 \quad (2)$$

$$Theil's \text{ inequality coefficient} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t^s - Y_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t^s)^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t)^2}} \quad (3)$$

여기서 Y_t^s 는 예측치, Y_t 는 실측치, n 은 예측 기간을 의미한다.

본 연구에서 구축한 수급모형의 예측치에 대한 정밀도 검정은 표본 내(in-sample) 오차율과 표본 외(out-of-sample) 오차율을 평가하는 방법으로 수행하였다. 표본 내 오차율은 각 행태방정식에서 사용한 분석기간을 대상으로 예측력을 평가하였으며, 표본 외 오차율은 현재 시점까지 확보할 수 있는 기간인 2025년 1월부터 3월까지의 데이터를 이용하여 예측력을 검토하였다.

〈표 9〉는 돼지고기 수급예측 모형의 추정결과에 대한 표본 내 예측력을 검토한 결과로, 대부분의 변수에서 우수한 예측력을 보인 것으로 나타났다. 공급부문 변수들의 평균 절대 백분율 오차(MAPE)는 0.05~0.21% 수준으로 매우 낮게 나타났지만, 1인당 돼지고기 수요량은 다른 변수에 비해 상대적으로 높은 오차율(MAPE: 3.10%)을 보였다. 이는 수요함수의 핵심 설명변수인 실질 소득 지표의 부재로 인해, 대체 변수로 소매판매액지수를 활용하였기 때문으로 판단된다. 소매판매액지수는 소비 흐름을 일

¹⁶⁾ MAPE와 RMSPE, 테일의 불균등 계수는 측정단위에 영향을 받지 않기 때문에 실측치에 대한 추정 오차의 상대적인 크기를 측정하는데 대표적으로 사용된다(김충현 외, 2018). MAPE와 RMSPE는 예측치와 실측치 간 오차율의 크기로 구성되기 때문에 각 척도의 값이 작을수록 예측 성과가 높다는 것을 의미하며, 테일의 불균등 계수의 경우 0과 1 사이의 값을 가지는데, 이는 예측치와 실측치가 정확히 같은 경우 0의 값을 갖게 되므로, 일반적으로 계수값이 작을수록 모형의 예측력이 높은 것으로 평가된다.

정 부분 반영하긴 하나, 실질 소득 변화에 대한 민감도를 충분히 대리하기에는 한계가 있어 수요 예측력에 영향을 미친 것으로 판단된다.

표 9. 표본 내 오차율 검정 결과

구분	내생변수	분석기간	MAPE	RMSPE	Theil's U
공급부문	모돈 사육두수	2017년 2월 ~ 2024년 12월	0.50%	0.62%	0.00
	자돈 사육두수	2017년 5월 ~ 2024년 12월	0.05%	0.07%	0.00
	육성돈 사육두수	2017년 3월 ~ 2024년 12월	0.05%	0.06%	0.00
	비육돈 사육두수	2017년 2월 ~ 2024년 12월	0.05%	0.07%	0.00
	도축두수	2017년 2월 ~ 2024년 12월	0.21%	0.28%	0.00
수요부문	1인당 국내산 돼지고기 수요량	2016년 1월 ~ 2024년 12월	3.10%	4.01%	0.02

본 연구에서는 구축된 돼지고기 수급모형의 표본 외 오차율을 검정하기 위해 다양한 평가 지표 중 평균 절대 백분율 오차(MAPE)를 이용하였다. 특히, 표본 외 오차 검정은 표본 내 오차 검정과 달리, 모형으로부터 산출된 내생변수의 전망치와 실제 관측값 간의 차이를 기반으로 예측 정확도를 평가하는 방법이다. 이때 예측 오차(prediction error)를 설정하는 방법에 따라 도출되는 전망치에 차이가 발생한다.

본 연구에서 전망 월의 예측 오차를 설정하는 방법으로 총 다섯 가지 방법을 사용하였다. 베이스라인 전망치(첫 번째 방법)를 제외한 모든 방법은 해당 전망 월의 외생변수를 실제 관측값과 동일하게 설정함으로써 내생변수 예측의 정확성을 보다 정밀하게 평가하였다. 첫 번째 방법은 베이스라인 전망치로, 전망 월의 외생변수는 직전 월의 값을 그대로 사용하고, 모든 행태방정식의 예측 오차를 0으로 가정하여 전망치를 산출하였다. 두 번째 방법은 전망 월의 예측 오차를 전월의 추정 오차와 동일하게 적용하여 전망치를 산출하는 방법이다. 세 번째 방법은 최근 3년간 동일한 월의 추정 오차의 평균값과 유사할 것이라는 가정하에 전망치를 산출하는 방법이다. 네 번째 방법은 최근 3개월 추정 오차의 평균값과 유사할 것이라는 가정하에 전망치를 산출하는 방법이다. 마지막으로 다섯 번째 방법은 최근 3개월 중 최댓값과 최솟값을 제외한 올림픽 평균을 적용하여 예외적인 값을 제외하고 보다 안정적인 예측 오차를 반영하는 방법이다.

〈표 10〉은 전망하는 월의 오차 설정 방식에 따른 돼지고기 수급전망모형의 예측 정확도를 MAPE 기준으로 비교한 결과이다. 공급부문 중 모돈부터 비육돈의 표본 외 오차율은 0.27~3.20%로 나타나 높은 예측력을 보이는 것으로 나타났다. 다만, 도축두수와 1인당 돼지고기 수요량, 도매가격의 경우 상대적으로 높은 오차율을 보였는데, 이는 해당 변수들이 외부 요인에 민감하고 변동성이 크기 때문으로 판단된다. 또한, 예측 오차 설정 방식에 따라 예측 성능에 차이가 존재하였으며, 5가지 방법 중 두 번째 방법인 전월과 동일한 예측 오차로 설정하는 방법이 가장 우수한 예측력을 가지는 것으로 나타났다. 공급부문의 MAPE는 3.36% 이내로 나타났으며, 도매가격도 마찬가지로 각각 3.01%로 낮은 오차율을 보

였다. 돼지고기 수요량의 MAPE는 7.79%로 상대적으로 높게 나타났지만, 다른 방법들에 비해 가장 낮은 오차율을 보였다.

표 10. 표본 외 오차율 검정 결과

내생변수	평균 절대 백분율 오차(MAPE)				
	베이스라인	전월	3년 동월	3개월	올림픽
모돈 사육두수	0.51%	0.29%	0.55%	0.27%	0.31%
자돈 사육두수	0.47%	0.79%	0.42%	0.47%	0.54%
육성돈 사육두수	0.80%	1.05%	1.11%	1.05%	1.12%
비육돈 사육두수	3.20%	0.57%	2.89%	2.39%	3.15%
도축두수	4.32%	3.36%	4.81%	6.08%	8.68%
1인당 국내산 돼지고기 수요량	9.59%	7.79%	8.24%	11.96%	14.40%
도매가격	12.82%	3.01%	14.94%	7.90%	12.70%

4. 요약 및 결론

최근 국내 돼지고기 산업은 소비 확대와 생산 기반의 구조적 변화 속에서 빠르게 성장하고 있으나, 돼지고기 생산 증가 속도가 소비 증가 속도를 따라가지 못하여 수급 불균형이 심화되고 있다. 돼지의 특성상 수정부터 출하까지 약 10개월의 긴 생산주기를 가지며, 이로 인해 단기간 내 공급 조절이 어려운 특성을 지닌다. 이에 더해 국내 자급률이 낮은 사료 곡물의 가격 변동성과 수입육의 시장 유입 확대 등 다양한 요인이 복합적으로 작용해 가격 변동성과 시장 불확실성을 심화시키고 있는 실정이다.

이러한 수급 및 가격 불안정성을 완화하기 위해서는 돼지고기 수급 현황에 대한 예측 정확성을 제고하고, 시장 구조와 외생적 충격의 영향을 정량적으로 반영할 수 있는 실증적 분석체계의 구축이 필요하다. 그러나 기존 연구들은 대부분 연 단위 전망이나 단일 변수 중심의 분석에 머무르고 있어, 수요와 공급 요인을 종합적으로 반영한 수급모형은 전무한 실정이다. 이에 본 연구는 돼지의 생물학적 주기를 반영하여 모돈의 임신부터 도축에 이르기까지의 과정을 동태적으로 설명할 수 있는 생태방정식 체계를 기반으로, 월 단위의 정밀한 수급 및 가격 예측이 가능한 돼지고기 수급모형을 개발하는 것을 목적으로 한다.

돼지고기 수급 및 가격을 예측하기 위한 동시균형모형은 공급부문과 수요부문에 구분하여 모형을 설계하였다. 공급부문은 돼지의 생물학적 사육단계를 반영하여 모돈, 자돈, 육성돈, 비육돈, 도축두수 간의 시차 구조로 구성하였으며, 총공급은 도축두수에 도체중량과 정육률을 적용하여 결정된다. 이 중 자돈, 육성돈, 비육돈 사육두수는 각각 0~2개월 미만, 2~4개월 미만, 5개월령 이상의 월령 구간으로 구분된 자료로, 각 생육단계 간 전환이 시차를 두고 이루어진다는 점을 고려하여 모형을 설계하였다. 수요부문은 1인당 돼지고기 수요량을 추정하고, 돼지고기 수출량을 더하여 총수요가 결정된다. 산출된

총공급과 총수요가 일치하는 지점에서 도매가격이 결정된다.

모든 사육두수는 8개월 전의 종돈 사육두수에 유의한 영향을 받는 것으로 나타나, 종돈 사육기반의 확대가 일정 시차를 두고 모든 사육두수 증가로 이어짐을 확인하였다. 전월 돼지고기 도매가격 또한 모든 사육두수에 음(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 통계적으로는 유의하지 않아 농가의 번식의 사결정에 대한 가격 신호의 영향은 제한적인 것으로 판단된다. 한편, 자돈부터 도축두수에 이르는 일련의 사육단계 간 시차 구조는 이론적 사육 주기와 정합성을 보이며, 각 단계의 사육두수가 전 단계의 사육두수가 전 단계의 변수에 의해 통계적으로 유의하게 설명되는 것으로 나타났다. 아울러 여름철 고온기에는 모든의 수태율 저하에 따른 자돈 생산 감소, 이에 따른 육성돈과 비육돈, 도축두수의 하락이 연쇄적으로 나타나는 계절적 패턴이 확인되었다.

돼지고기 수요량 추정결과, 수입 돼지고기의 가격이 1% 상승할 경우 돼지고기 수요량은 0.14% 증가하는 것으로 나타나 서로 대체재가 될 수 있음을 확인하였다. 돼지고기에 대한 수요의 가격 탄성치는 -0.21로 나타나 돼지고기 수요는 가격 변화에 대해 비탄력적임을 보였다. 반면, 수요의 소득 탄성치는 0.28로 나타나 소비자의 소득이 증가할수록 돼지고기 수요가 증가하는 것으로 판단된다.

모형의 예측치에 대한 정밀도 검정은 표본 내 오차율과 표본 외 오차율을 평가하는 방법으로 수행하였다. 평균 절대 백분율 오차(MAPE) 기준으로 모든 변수가 3.1% 이하로 나타나 전반적으로 우수한 예측력을 보였다. 표본 외 오차율의 경우 내생변수의 전망치와 실제 관측값 간의 차이를 기반으로 예측력을 평가하였으며, 전망 월의 오차를 전월의 오차로 설정할 때 가장 우수한 예측력을 보였다.

본 연구는 돼지의 생물학적 사육 구조와 시장 메커니즘을 반영한 동시균형모형의 개발을 통해 국내산 돼지고기 수급과 가격을 월 단위로 정밀하게 예측할 수 있는 분석체계를 제시하였다는 점에서 정책적 활용도가 높을 것으로 기대된다. 특히, 생산 시차, 수요 변화, 가격 결정 과정을 종합적으로 반영함으로써 농가의 경영 의사결정과 정부의 수급 조절 정책 수립에 기초자료로 활용될 수 있을 것이다. 다만 분석에 활용된 기간이 상대적으로 짧아 장기적인 구조 변화나 외생적 충격을 충분히 반영하지 못했다는 한계가 있다. 가격 부문에서도 돼지고기 도매단계의 경매출하 비중이 5%에 불과하고 나머지 95%가 직매출하로 이루어져(축산물품질평가원, 2023), 실제 시장에서 거래되는 대부분의 물량은 경매가격과 다른 경로로 결정된다. 이러한 이유로 도매가격이 돼지고기 시장의 가격 흐름을 완전히 대변하기에는 한계가 존재하며, 향후 분석 기간의 확장과 변수 보완을 통해 예측력을 제고할 필요가 있다.



이 저작물은 크리에이티브 커먼즈 저작자표시-비영리-변경금지 4.0 국제 라이선스에 따라 이용하실 수 있습니다.

This work is licensed under CC BY-NC-ND 4.0.

참고문헌

- 국승용, 이용진, 이형우, 김명수. (2020). 돼지고기 수급 및 유통체계 분석. 한국농촌경제연구원 정책연구보고 P262.
- 김계웅, 김민진, 옥영수, 김학연. (2014). 국내 브랜드 돈육과 수입산 돈육의 선호도 분석. *Journal of the Korean Society of Food Culture*, 29(4), 342-347. <http://doi.org/10.7318/KJFC/2014.29.4.342>
- 김원년, 이종하. (2007). 중도절단회귀모형을 이용한 한국의 육류수요분석-준 이상 수요체계적 접근. *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 9(6), 2889-2901. UCI : G704-000930.2007.9.6.033
- 김원태. (2017). AIDS모형을 이용한 육류수요변화 요인 분석. *농업경영·정책연구*, 44(3), 389-409.
- 김충현, 서홍석, 이형우, 김진년. (2018). 쇠고기이력제 자료를 이용한 한우 수급모형 구축. *농촌경제*, 41(3), 25-50. <http://doi.org/10.36464/jrd.2018.41.3.002>
- 박시현, 안동환. (2020). 신선육과 가공육으로 분리된 육류의 수요체계 분석. *농업경영·정책연구*, 47(2), 333-351. <http://doi.org/10.30805/KJAMP.2020.47.2.333>
- 서홍석, 김충현, 김준호. (2020). 농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2020 운용·개발 연구. 한국농촌경제연구원 기타연구보고 M167.
- 오승환, 제상영. (2021). 2차 준 이상 수요체계 (QUAIDS) 를 이용한 한국 육류상품시장의 대체 관계 분석. *금융공학연구*, 20(1), 143-158. <http://doi.org/10.35527/kfedoi.2021.20.1.006>
- 유사라, 안병일. (2024). 할당관계가 축산물 가격에 미치는 영향: 쇠고기·돼지고기를 중심으로. *농업경영·정책연구*, 51(3), 331-353. <http://doi.org/10.30805/KJAMP.2024.51.3.331>
- 이용선, 김중진, 김관수, 안동환, 조지성. (2013). 농산물 가격의 물가에 대한 영향 평가와 시사점. 한국농촌경제연구원 정책연구보고 P174.
- 이은주, 정유림, 고정철, 전수영. (2022). 양돈 농가의 소득향상을 위한 방안 분석. *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 24(3), 995-1006. <http://doi.org/10.37727/jkdas.2022.24.3.995>
- 지인배, 송우진, 정민국. (2012). 돼지고기 속성별 소비자 선호도 분석. *농촌경제*, 35(4), 41-57. <http://doi.org/10.36464/jrd.2012.35.4.003>
- 지인배, 황윤재, 이형우, 한봉희. (2015). 한우와 돼지고기 수요변화 요인 분석. 한국농촌경제연구원 정책연구보고 P204.
- 차대협, 이기환, 손지현, 선두원, 임현태, 이정규, 최태정, 구양모. (2021). 시계열 분석의 Arima 모형을 이용한 종돈장 사육규모별 사육두수 예측. *Journal of Animal Breeding and Genomics*, 5(2), 31-50. <http://doi.org/10.12972/jabng.20210003>
- 축산물품질평가원. (2023). 2022년 축산물 유통정보조사 보고서.
- 한국농촌경제연구원. (2024). 농업전망 2024: 불확실성시대의 농업·농촌, 도전과 미래.
- 한국농촌경제연구원. (2025). 농업전망 2025: 한국 농업·농촌, 변화를 준비한다.
- 축산물품질평가원. (2024. 3. 21.). '축산유통 디지털 플랫폼', 미래 축산유통의 청사진 제시. <<https://www.ekape.or.kr/board/view.do?boardInfoNo=0025&boardNo=982&menuId=menu160301>>. 검색일: 2025. 4. 2.
- 축산정보뉴스. (2025. 5. 9.). 돼지고기 소비시장 측면에서 보는 소비자들의 한돈 선택 추세 및 소비 확대 마케팅 방안. <<https://www.liveinfo.kr/news/article.html?no=27350>>. 검색일: 2025. 8. 12.
- 통계청. (2023. 12. 19.). 2022년 기준 소비자물가지수 가중치 개편 결과. <https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301040200&bid=213&act=view&list_no=428549>. 검색일: 2025. 3. 29.
- 국립축산과학원. <www.nias.go.kr>. 검색일: 2025. 4. 15.
- 농식품수출정보 KATI. <www.kati.net>. 검색일: 2025. 4. 20.
- 대한민국 정책브리핑. <www.korea.kr/main.do>. 검색일: 2025. 4. 3.
- 통계청. <<https://www.kostat.go.kr/anskr/>>. 검색일: 2025. 4. 16.
- 한국육류유통수출협회. <<http://www.kmta.or.kr/kr/main/main.php>>. 검색일: 2025. 3. 18.
- 한국은행. <<https://www.bok.or.kr/portal/main/main.do>>. 검색일: 2025. 4. 10.
- Bai, J., & Perron, P. (1998). Estimating and testing linear models with multiple structural changes.

- Econometrica*, 47-78. <https://doi.org/10.2307/2998540>
- Dhuyvetter KC. (2000). Optimal parity distribution-when is the best time to cull sows?. *Kansas Agricultural Experiment Station Research Reports*, (10), 5-11.
<https://doi.org/10.4148/2378-5977.6589>
- Kim, C.H., H. W. Lee., & T. J. Suh. (2022). Supply models for stability of supply-demand in the Korean pork market. *Korean Journal of Agricultural Science*, 49(3), 679-690.
<https://doi.org/10.7744/kjoas.20220063>
- Liu, F., Zhao, W., Le, H.H., Cottrell, J.J., Green, M.P., Leury, B.J., Dunshea, F.R., & Bell, A.W. (2022). Review: What have we learned about the effects of heat stress on the pig industry?. *Animal*, 16, 100349. <https://doi.org/10.1016/j.animal.2021.100349>
- Newey, W. K., & West, K. D. (1994). Automatic lag selection in covariance matrix estimation. *The review of economic studies*, 61(4), 631-653. <https://doi.org/10.2307/2297912>
- Thurman, W. N. (1986). Endogeneity Testing in a Supply and Demand Framework. *The Review of Economics and Statistics*, 68, 638-646. <https://doi.org/10.2307/1924523>
- Zhang, F., & Wang, F. (2020). Prediction of pork supply via the calculation of pig population based on population prediction model. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 13(2), 208-217. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20201302.5303>

식료품 제조업에서 CSR 활동과 경영 효율성 분석

강다연*, 이기세**

Contents

1. 서론	59
2. 이론적 배경 및 가설 설정	60
3. 연구모형 설계	64
4. 실증분석 결과	68
5. 결론	78

Keywords

식료품 제조업(Food Manufacturing Industry), 경영 효율성(Management Efficiency), CSR(Corporate Social Responsibility) 활동, BCC 모형(BCC-Model), CCR 모형(CCR-Model)

Abstract

최근 인구구조의 변화는 소비 패턴의 변화도 가져왔다. 본 연구에서는 현시점에서 식료품 제조업의 기업들이 효율적인 경영활동을 잘하고 있는지를 분석하였으며, 이러한 기업의 경영 효율성과 사회책임 활동과는 어떠한 관련성이 있는지를 검증하였다. 이를 위해 2022년 상장된 식료품 기업을 대상으로 분석하였다. 분석 방법으로는 각 기업의 경영 효율성을 측정하기 위해 DEA를 이용하였고, 기업의 CSR 활동과 경영 효율성과의 관련성을 검증하기 위해서는 상관분석, 차이 분석, 회귀분석을 이용하였다. 연구 결과 BCC 모형에서 효율적인 기업으로는 총 25개 기업, CCR 모형에서는 16개 기업이 효율적인 경영활동을 하는 것으로 확인되었다. 규모의 효율성에서는 효율적인 운영기업이 19개로 나타났으며, 규모의 수익성에서는 규모의 불변이 19개 기업, 규모의 체증이 5개 기업, 규모 체감이 7개 기업으로 확인되었다. 그리고 기업의 CSR 활동 여부와 경영 효율성과의 관련성은 유의하지 않는 것으로 나타났다. 하지만 CSR 활동 점수가 높을수록 기업의 BCC가 제고됨을 확인하였다.

* 동아대학교 경영정보학과 조교수.

** 경북대학교 경영학부 초빙교수, 교신저자. e-mail: vic01033@knu.ac.kr

An Analysis of CSR and Management Efficiency in the Food Manufacturing Industry

Kang Da-Yeon*, Lee Ki-Se**

Keywords

Food Manufacturing Industry, Management Efficiency, CSR Activity, BCC-Model, CCR-Model

Abstract

Recent changes in population structure have also brought about changes in consumption patterns. This aims to study analyse whether food manufacturing companies conduct efficient management activities and examine the relationship between management efficiency and social responsibility activities. For this purpose, DEA was employed, and its results were tested using correlation, difference, and regression analyses, to explore the relationship between corporate social responsibility (CSR) and management efficiency. A total of 25 efficient companies were identified under the BCC model and 16 under the CCR model. Regarding scale efficiency, 19 companies were efficient in terms of scale profitability, 19 under scale constancy, 5 under scale increase, and 7 under scale decrease. Additionally, the relationship between corporate CSR activities and management efficiency was not statistically significant. However, results confirmed that higher CSR activity score were associated with higher BCC.

* Assistant professor, Department of Management Information Systems, Dong-A University, Busan, Korea.

** Visiting professor, Department of Business Administration, Kyungpook National University, Daegu, Korea. Corresponding author. e-mail: vic01033@knu.ac.kr

1. 서론

식품산업은 식품을 가공, 저장, 유통, 포장 등을 포함하는 산업으로서 대통령령으로 정하는 것을 말한다(「농업·농촌 및 식품산업 기본법」 제3조 제8호). 따라서 식품산업은 국민에게 기본 식량과 먹거리를 공급하는 산업으로 건강 증진, 노화 방지 등 기능적 역할뿐만 아니라 문화적 충족까지 그 영역이 확대되고 있다. 식품에 대한 소비자의 요구가 다양화됨에 따라 식품산업과 첨단기술, 문화, 관광 등 타 영역과의 융복합이 가속화되고 부가가치가 높아져 미래 유망 산업으로 떠오르고 있다(유창환, 2021).

이를 반영하듯 ‘2022-2023 한국식품연감’ 따르면 식품산업의 세계 시장 규모는 2024년이면 약 9조 7,800달러로 이러한 규모는 세계 자동차 시장의 5배, 세계 정보통신 시장의 4배에 이른다. 대륙별로는 유럽의 비중은 점차 감소 추세를 보였지만 아시아-태평양 지역의 비중은 점차 커져 약 40%에 육박하고 있으며, 앞으로도 이들 지역의 식품시장 중요성이 꾸준히 상승할 것으로 예상되어 5년간 세계 식품시장의 성장을 주도해 나갈 것으로 보인다.

국내 기업들도 이러한 거대한 세계 시장을 공략하기 위해 큰 노력을 하였으며, 특히 K-Food의 영향력이 점점 강해지고 있다. 또한 ‘글로벌 식품시장 2024년 분석 및 2025년 전망.’ 보고서에 따르면 2023년 글로벌 식품의 수출액은 120억 1,075만 달러로 전년 대비 0.4% 증가하였고, 최고의 수출품인 라면은 수출액 만 9억 5,240만 달러로, 2022년 대비 24.4% 증가하였다. 이처럼 한국 식품이 세계 시장에서 경쟁 우위를 차지하고 있는 이유는 글로벌 OTT, 소셜미디어를 통해 한국 콘텐츠를 접한 소비자가 증가하면서 식품을 비롯한 한국 문화에 대한 인지도가 지속해서 상승하였기 때문이다. 이에 따라 국내 식료품 제조기업들은 전 세계적으로 K-Food에 대한 소비자 인지도가 높아지고 있는 상황에서 K-콘텐츠 인기를 바탕으로 인도네시아, 베트남, 말레이시아, 태국 등 아세안 시장 점유율 확대를 위해 한류 열풍이 높은 지역을 대상으로 편의점 등 새로운 유통망을 지속해서 확정하여 국내 식품산업의 기업들은 매년 큰 성장세를 보인다.

이러한 세계 시장뿐 아니라 국내 식품시장의 경영환경은 큰 변화를 겪고 있다. 이는 국내 1인 가구 증가에 따른 소비 환경의 변화, 식품 조리의 편의성과 건강에 관한 관심 증가로 식품에 대한 소비자들의 욕구 패턴이 변화되었다. 그리고 또한 최근에는 기후변화문제와 윤리적 소비 경향 대두되면서 과거와는 달리 소비자의 지출 활동 요인이 기업의 사회적 책임 활동까지도 고려되고 있다.

이처럼 현재 국내 식품 산업들은 소비 패턴의 변화로 간편식 수요 증대, 아·태 지역의 경제성장, 한류 확산 및 안전 먹거리 선호 등으로 인한 해외 진출에 우호적인 여건이 조성되어 성장 가능성이 매우 크다. 하지만 다른 한편으로는 국내 인구는 저출산·고령화로 인한 소비 인구가 점차 감소하고 있으며, 각 나라들과 FTA(Free Trade Agreement) 체결이 증가함에 따라 해외 각국으로부터 국내 식품시장의 개방 요구가 확대되고 있으며, 한류 콘텐츠로 인해 한국의 고유 식품에 대한 수요가 증가하였지만, 현지 식품기업에서 직접 한국식품을 제조하여 판매하는 사례가 늘어나고 있다. 그리고 모든 산업에 영향

을 미치고 있는 제4차 산업혁명에 대해 대응력 부족으로 인해 성장세가 지금처럼 지속되는 데에 부정적이다(박성우 외, 2021).

이에 본 연구에서는 식료품 제조 산업에 대해 DEA(Data Envelopment Analysis) 분석을 통해 각 기업의 경영 효율성을 살펴보고자 한다. 즉, 현재 식료품 제조기업들이 얼마나 효율적인 경영활동을 하고 있는지를 알 수 있을 것이며, 기업의 투자 우선순위 결정 및 기업의 수익성을 파악하는데 참조할 수 있는 자료로 활용할 수 있는데 도움이 될 것이기에 경영분석을 하고자 한다. 또한 효율적으로 운영되고 있는 참조기업을 제시함으로써 효율성이 낮은 기업은 상대적으로 효율성이 높은 기업의 운영 전략을 벤치마킹할 수 있는 대응 전략을 마련하는 방안을 모색하고자 한다.

최근 소비자들은 경영자들에게 윤리경영을 강조하고 있으며, 이에 소비자들의 요구에 부응하고자 기업은 CSR 활동을 하고 있으며, 이러한 활동은 기업의 이미지 제고는 물론 재무성과에도 영향을 미친다. 이에 본 연구에서는 기업의 CSR 활동과 경영 효율성과의 연관성을 분석하여 기업의 CSR 활동이 효율적인 경영활동을 높여주는 요인이 되는지를 검증하고자 한다. 즉, CSR 활동이 비용인지 투자인지 판단하기 위한 결과를 해석할 수 있으며, CSR 활동이 재무성과에 미친 영향을 평가할 수 있다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서 이론적 배경을 토대로 가설 설정을 검토하고, 제3장에서 이론적 배경을 바탕으로 연구모형 설계 및 변수 선정 및 자료수집을 제시한다. 제4장에서는 실증분석 결과를 제시하도록 하며, 마지막으로 제5장에서는 결론을 정리한다.

2. 이론적 배경 및 가설 설정

2.1. 선행 연구 검토

2.1.1. 식료품 제조업에 관한 선행 연구

식료품 제조업에 관한 연구로는 최지현·강혜정(2013)의 연구에서는 분위 회귀 분석법을 이용하여 식품제조업에서 경영 성과에 영향을 미치는 결정요인을 살펴보았는데 연구 결과 식품 제조업체의 자산 규모가 클수록 경영 성과가 높게 나타났으며, 영업이익률이 상대적으로 낮을수록 광고 집약도는 생산비 부담으로 작용하고, 영업이익률이 상대적으로 높을수록 광고 집약도는 경영 성과를 향상하는 요인으로 작용하고 있음을 보고 하였다. 그리고 모든 분위에서 연구개발비 투자 여부는 경영 성과를 향상하는 역할을 하고 있음을 밝히면서 연구자들은 식품제조업의 규모 경제 효과 증대를 위해 영세업체의 자산규모 확대를 위한 방안 모색이 필요함을 주장하였다.

신유진 외(2016)의 연구에서는 AT가 수행하는 정책자금 지원의 실효성을 분석하였다. 연구 결과 지

원 후 기업들의 수익성과 성장성이 통계적으로 유의미하게 증가한 것을 보고하면서 식품산업의 전반적인 수익성과 성장을 계획하기 위해서는 정부의 지원이 필수적임을 밝혔다.

유순미·김성용(2024)의 연구에서는 식품 제조기업을 대상으로 하여 기업 수명주기와 한계기업 전략 간의 관계를 심층적으로 분석하였다. 연구 결과 성숙기보다 도입기, 성장기 및 쇠퇴기에 한계기업으로 전략할 확률이 높은 것으로 보고하였으며 특히, 도입기의 기업이 한계기업으로 전략할 확률이 가장 높은 것으로 보고하였다. 또한 모든 기업 수명주기에서 수익성 관리가 가장 중요한 요인이며 다음으로 유동성 확보가 중요한 재무 특성임을 밝히면서 이러한 연구 결과를 통해 기업이 각 수명주기 단계에서 맞춤형 재무 전략을 수립해야 함을 주장하였다.

본 연구는 식품제조업을 대상으로 다양한 분석을 한 연구를 바탕으로 하여, 경영 효율성 분석을 하고자 한다. 이는 현재 K-food의 영향으로 인해 국내 식품기업들은 큰 성장세를 보이지만, 국내 소비 패턴의 변화, 해외 현지 기업들의 경쟁 위협, 4차 산업혁명에 따른 대응력이 부족으로 인해 경영환경이 위기에 처해 있으면, 이를 극복하기 위해서는 현재의 경영 상태를 점검할 필요성이 있다. 따라서 본 연구에서는 식품 제조기업을 대상으로 경영 효율성을 분석하여 현재 기업들이 얼마나 효율적인 경영활동을 하고 있는지를 분석하고자 한다.

2.1.2. 경영 효율성에 관한 선행 연구

다음으로 DEA를 연구 방법을 적용한 연구를 살펴보면 안상돈 외(2009)의 연구에서는 DEA 분석을 활용한 지역농협 가공식품 사업의 경영 효율성을 평가하였다. 이들 연구에서는 분석 대상에 대해 CCR 모형, BCC 모형, 체증 규모 수익 모형, 체감 규모 수익을 이용하여 각각의 경영 효율성을 측정하여 보고하였으며, 가공식품 사업 활성화에 대한 기대 방안 및 경쟁력 강화를 위한 경영 효율성 제고 방안을 제시하였다.

오영삼(2021)의 연구에서도 식품기업을 대상으로 하여 DEA 모형을 이용하여 경영분석을 하였다. 연구 결과 대형 식품기업에 대한 효율성에 관하여 결과를 도출하였고 이러한 결과를 영세 적 식품기업이 벤치마킹하게 된다면 영세기업의 효율성이 개선된 것이므로 향후 식품기업은 지속적 성장이 이루어질 것으로 기대하였다.

천동필·우청원(2020)의 연구에서는 국내 벤처기업의 성장단계를 구분하여 성장 단계별 CSR 활동이 경영 성과에 미치는 영향을, DEA를 이용하여 분석하였다. 분석 결과 창업기 및 초기 성장기에서는 CSR 활동이 경영 성과에 영향을 미치지 못하였으나, 고도성장기부터는 적극적인 CSR 활동을 수행한 기업이 CSR 활동을 하지 않은 기업과 비교하여 경영 성과가 우수한 것을 확인했다. 그리고 고도성장기부터 벤처기업의 규모 효율성은 CSR을 하지 않았을 때 가장 우수한 것을 보고하면서 이러한 연구 결과는 벤처 관련 정책 및 현업 의사결정자들에 유용한 정보를 제공하게 될 것이라고 주장하였다.

나지수·박홍규(2024)는 우리나라 주요 식품기업들의 효율성 분석을 SBM-DEA 기법을 사용하여 연구개발비 및 광고비용을 투입변수로 사용하였으며, 변수별 잔여분을 고려하여 효율성을 측정하였으며, 분석 결과 과도한 광고비, 인건비, 연구개발비 비용이 투입된 기업들은 비효율적인 운영을 하고 있음을 주장하였다. 또한 김보람(2020)은 커피 프랜차이즈 효율성 및 결정요인 분석을 위해 DEA를 적용하였으며, 효율성의 원인이 규모의 효율성과 기술적 효율성 중 어디에서 발생하는지 파악하기 위해 각 프랜차이즈 기업의 비효율의 크기, 축소 가능한 투입 요소의 규모, 달성해야 할 산출 요소의 크기를 제시하였다.

안재형 외(2019)의 연구에서는 국내 대표적인 프랜차이즈 커피전문점 5개 사의 투입 대비 산출 효율성을 측정하고 순위를 부여하기 위해 투입 변수로는 업력, 매장 수, 임직원 수, 광고/판촉비, 점포 면적으로 선정하고, 산출 변수로는 매출액과 선호도를 선정하였다. 분석 결과, 효율성이 저하되고 있는 프랜차이즈 커피전문점 시장에 대한 경영 효율성 개선 방향을 제시하였다.

본 연구는 선행 연구를 바탕으로 각 기업의 효율성을 측정하였으며, 더 나아가 효율적으로 운영되고 있는 참조기업을 제시함으로써 효율성이 낮은 기업은 상대적으로 효율성이 높은 기업의 운영 전략을 벤치마킹하는 방안을 제시하고자 한다.

2.1.3. CSR 활동에 관한 선행 연구

다음으로 CSR 활동과 관련된 연구를 살펴보면 윤지혜·이종화(2021)의 연구에서는 기업의 사회적 책임이 경영 성과에 미치는 영향을 분석하였다. 이를 위한 분석 방법으로는 기업의 사회적 책임을 정형 데이터인 CSR 투자와 비정형 데이터인 CSR 활동으로 분류하여 분석하였고 그 결과 기업의 CSR 투자가 높을수록 기업의 경영 성과가 높게 나타남을 보고하였다. 이들 연구에서는 또한 기업의 CSR 활동의 조절 효과를 살펴보았는데 이러한 분석 방법은 사회적 책임에 관한 연구 분야를 확장한 것으로 매우 의의가 있음을 강조하였다.

김현자·고미애(2024)의 연구에서는 국내 식품기업의 ESG 경영활동이 브랜드 인지도, 평판, 구매 의도에 미치는 영향을 분석하였는데 식품기업의 ESG 경영활동 요인은 브랜드 인지도에 정(+)의 영향, 제품 인지도에 정(+)의 영향, 구매 의도에도 정(+)의 영향을 미치는 것을 보고하였다. 이를 통해 식품기업의 ESG 경영활동은 기업 활동에 있어 매우 필요성과 중요한 활동이므로 이를 활용한 마케팅 방안을 제시하여 실무적 정보를 제안하였다.

본 연구는 이러한 선행 연구를 바탕으로 식료품 제조 산업을 대상으로 경영 효율성 분석을 하고자 한다. 현재 국내 식품산업들은 K-Food의 영향력으로 전 세계 시장으로 진출할 기회를 얻고 있는 동시에 국내 소비 인구의 감소 및 4차 산업혁명에 대해서도 대응 전략을 마련해야 할 상황에 놓여있다. 이에 본 연구는 식료품 제조업 기업들의 경영 상태를 확인하고 이를 분석하여 더 효율적인 경영활동을 할 수 있

도록 경영전략 수립에 도움을 주고자 한다. 또한 최근 기업의 사회적 책임에 대한 중요성을 인식하게 되면서 기업들은 다양한 공익을 위해 활동하게 되었다. 이러한 기업의 CSR은 실질적으로 고객들의 구매 의사에 긍정적인 영향을 미칠 뿐만 아니라 기업의 이미지에도 영향을 미쳐 기업 가치를 상승시킬 수 있다고 하였다(Arora & Henderson, 2007). 또한 CSR 활동은 기업의 긍정적 이미지로 인해 기업의 장기적인 재무적 성과에 영향을 미친다는 연구도 있다(Roberts & Dowling, 2002).

이러한 연구를 바탕으로 본 연구에서는 기업의 CSR 활동과 경영 효율성과의 관련성을 살펴보고자 한다. 즉, 기업의 CSR 활동이 경영 효율성에도 영향을 미치는지 실증분석을 통해 이를 검증하고자 한다. 이는 기업의 CSR 활동은 투자자 관점에서는 투자자의 기대치를 높임으로써 자본조달 비용을 낮출 수 있어 결과적으로는 미래 기업 가치를 향상시킬 수 있다(Jo & Na, 2012; Bouslah et al., 2018). 또한 소비자 관점에서도 식료품 산업의 특성상 주요 고객은 다수의 소비자로 적극적인 CSR 활동은 소비자 신뢰를 강화하고 브랜드 태도와 이미지를 개선하는 데 효과적이다(Becker-Olsen et al., 2006; 우시진 외, 2021). 따라서 식료품 제조업에서 CSR 활동은 기업 가치 및 소비자의 충성도를 높이는 데 큰 역할을 하게 될 것이다. 이에 본 연구에서는 기업의 CSR 활동이 기업 가치 및 기업 이미지를 제고시켜 경영 효율성에도 영향을 미치는지를 분석하고자 한다.

본 연구는 선행 연구들과 다음과 같은 차별성을 갖는다. 첫째, 식품산업에 대해 경영 효율성 분석뿐 아니라 효율적으로 운영되고 있는 참조기업을 제시하고 이를 통해 효율성이 낮은 기업에 운영 전략을 벤치마킹하는 방안을 제시하고자 한다. 둘째, 기업의 경영 효율성과 CSR 활동과의 관련성을 검증하고자 한다. 기존 연구들은 주로 기업의 CSR 활동이 재무성과 또는 기업가치에 미치는 영향을 분석하였지만, 본 연구는 더 나아가 기업의 CSR 활동이 기업의 효율적인 경영활동에 대한 요인이 되는지를 실증 분석하고자 한다. 선행 연구들에서는 주로 설문조사를 통해 기업의 CSR 활동을 수집하였지만, 본 연구에서는 경제정의실천시민연합의 KEI 지수를 이용하여 보다 객관적으로 기업의 CSR 활동 사항을 측정하고자 노력하였다. 분석 방법 또한 다양한 회귀분석 방법을 이용하여 CSR 활동과 경영 효율성과의 관련성을 분석하고자 한다.

2.2. 가설 설정

최근 윤리경영 및 기후 문제가 사회적인 쟁점이 되면서 소비자들은 기업의 사회적 책임 활동에 관해 관심을 보이기 시작하였다. 이는 과거 기업은 이익 극대화를 주된 목적으로 활동하다 보니 소득의 양극화, 환경파괴 등 사회적 문제가 발생하였지만, 이후 기업들은 이러한 문제점을 해소하고자 사회의 요구에 부응하는 사회적 책임 활동을 적절히 수행하게 되었다(윤지혜·이종화, 2021).

이러한 CSR 활동 비용이 발생하지만, 기업에는 긍정적인 영향을 미친다. 예로 미국 기업의 ESG 경영은 시장에서 경쟁 우위를 선점하여 높은 평균 수익률을 얻고 있으며, ESG 평가점수가 높은 기업들은

그렇지 않은 기업들에 비해 수익성, 직원당 매출, 성장성이 더 높다는 사실이 보고 되었다(Kotsantonis et al. 2016; Lins et al. 2017). 또한 ESG 평가 등급은 투자 비효율성과 유의한 음(-)의 관계를 맺으며(전진규, 2022), ESG 활동은 기업의 운영효율성에 긍정적인 영향을 끼친다(반혜진·박호진, 2022). 이처럼 기업의 CSR 활동은 경영 효율성에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

다른 한편으로는 기업의 CSR 활동은 오히려 경영 효율성을 악화시킬 수 있다. 이는 먼저, 기업 이해관계자의 선호 체계가 매우 다양하므로 ESG 등급의 일관성이 확보되기 어렵다(Zerbib, 2019). 따라서 다양한 이해관계자들의 요구를 모두 충족시키기 위해서는 비용이 증가하게 될 것이고 이는 경영 효율성 감소로 이어질 가능성이 크다. 또한 대리인 문제로 인해 기업의 ESG 활동이 경영자 개인을 위한 명성에 의한 의사결정일 수 있으며, 기업에 대한 부정적인 인식을 왜곡시키려는 동기에서도 시작될 수 있다는 견해도 있다(Jahdi & Acikdilli, 2009). 이러한 부정적인 동기의 경우 CSR 활동은 오히려 기업의 이미지를 실추시키기 때문에 경영 효율성은 하락할 수 있다.

이처럼 기업의 CSR 활동과 경영 효율성 간의 관련성은 양면성이 있어서 다음과 같은 가설을 설정하고 이를 검증하고자 한다.

가설: 기업의 경영 효율성은 기업의 CSR 활동 여부에 따라 차이를 보일 것이다.

3. 연구모형 설계

3.1. 경영 효율성 측정 모형

본 연구에서는 자료 포락 분석(Data Envelopment Analysis: DEA)을 활용하여 각 기업의 경영 효율성을 측정하고자 한다. 이 분석 방법의 큰 장점은 각 기업의 종합적인 효율성 수치를 제시할 뿐 아니라 벤치마킹이 될 수 있는 집단을 선정해 줄 수 있다는 것이다. 이러한 DEA 분석 방법은 Charnes 등에 의해 처음 개발되었는데 일반적으로 평가 대상의 경험적인 투입 요소와 산출물 간의 자료를 이용하여 각 기업의 효율성 값을 측정한다(Charnes et al., 1978). 그리고 구체적으로 각 기업의 정태적 효율성 분석을 위해 투입중심 모형 BCC-I(Banker-Charnes-Cooper Input-oriented) 모형, CCR-I(Charnes-Cooper-Rhodes Input-oriented) 모형을 사용하고자 하였다. BCC-I는 투입 대비 산출 효율이 규모에 따라 달라지는 것을 가정하였기에, 고정 산출을 전제로 최소 투입 추정에 관한 결과를 확인할 수 있으며, CCR-I 모형은 투입 또는 산출 비율 변화가 일정하다고 가정하는 규모 수익 가정이기에, 과잉 투입 항목을 파악하는 데 유용하다. 본 연구에서는 식료품 제조업의 조직 효율성 개선 전략 수립을 위해 투입 변수 최적화 목적을 기반으로 평가하고자 하였기에 투입 중심 모형을 적용하였다. 연구

모형의 식의 내용은 다음과 같다(Banker et al., 1984).

BCC-I 모형

이 모형은 Banker 등이 개발한 BCC(Banker, Charnes, Cooper) 모형의 대표적인 모형이며 식은 아래와 같다.

$$\min \eta$$

$$\begin{aligned} \text{제약식} \quad & \eta x_0 - X\lambda \geq 0 \\ & y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & e\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

η : DMU₀의 투입물 승수

x_0, y_0 : DMU₀의 투입물과 산출물 벡터

X, Y : 전체 DMU들의 투입물과 산출물 행렬

λ : 가중치 벡터

구체적으로는 모형에서 투입물 승수 η 는 1 이하의 값을 가지며 이를 DMU₀의 BCC-I 효율적이라고 해석할 수 있다. 또한 각 DMU에 대한 참조 집합 λ 의 크기를 볼록성 조건에 따라서 1로 제한한다. 이에 $e\lambda = 1$ 이라는 제약조건에 따라서 규모 수익성의 증가(Increasing Returns to Scale: IRS), 일정(Constant Returns to scale: CRS), 감소(Decreasing Returns to scale: DRS)를 모두 포괄하여 그 결과에 따라 기업의 효율성을 판단하고자 한다.

CCR-I 모형

위 모형은 DEA 모형 중에서 Charnes 등이 최초로 개발한 것은 CCR(Charnes, Cooper, Rhodes) 모형이라고 하며 모형은 아래와 같다.

$$\min \theta$$

$$\begin{aligned} \text{제약식} \quad & \theta x_0 - X\lambda \geq 0 \\ & y_0 - Y\lambda \leq 0 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

θ : DMU₀의 투입물 승수

x_0, y_0 : DMU₀의 투입물과 산출물 벡터

X, Y : 전체 DMU들의 투입물과 산출물 행렬

λ : 가중치 벡터

CCR-I 모형에서 CCR 효율성 결과로 나타난 값이 1이면 DMU0가 효율적이라고 판단하고, 1보다 낮은 값은 비효율적이라고 판단한다. 여기서 DMU는 Decision Making Unit의 약자로 의사결정 단위를 말한다. DEA에서 효율성을 분석하고자 하는 평가 대상 개체를 의미한다. 마지막으로 DMU의 CCR 효율성과 BBC 효율성을 각각 θ_{CCR}^* , θ_{BCC}^* 라고 할 때, 규모 효율성(Scale Efficiency)의 식은 아래와 같다.

$$SE = \frac{\theta_{CCR}^*}{\theta_{BCC}^*}$$

3.2. 기업의 CSR 활동에 관한 대용 변수

기업의 CSR 활동에 대한 대용 변수는 선행 연구들(이기세·안미강, 2024; 류은정 외, 2023)에서 사용하였던 경제정의실천시민연합의 KEI 지수를 이용하고자 한다.

이 지수는 매년 상장기업을 대상으로 CSR 활동을 평가하여 그 내용을 수치화하여 발표하고 있으며, 평가기관에서는 자발적으로 평가에 참여한 기업만 발표하고 평가에 참여하지 않는 기업들은 평가점수가 없다. 이에 본 연구에서는 경제정의실천시민연합에 의해 KEI 지수가 발표된 기업을 CSR 활동기업으로, 발표되지 않는 기업을 CSR 활동이 없는 기업으로 정의한다.

구체적인 평가 항목은 총 6가지 항목으로 ① 재무구조의 건전성, ② 기업의 공정한 경영과 회계 투명성, ③ 사회적 공헌 활동과 고용의 평등, ④ 소비자권리 보호 활동 및 관련 법령 준수, ⑤ 환경보호 및 관련 법령 준수, ⑥ 작업장 보건 및 안전과 노사관계 등 직원 만족도 평가 항목으로 구성되어 있다.

이처럼 CSR 활동은 기업의 재무적 성과, 사회적 활동뿐 아니라 기업 내부적으로 근로자 복지, 환경 경영, 소비자 만족 등 다양한 측면을 포함하고 있다. 즉, 기업의 CSR 활동은 외부적으로 사회적 공헌 활동뿐 아니라 내부적으로는 윤리적인 경영활동, 환경친화적인 생산 환경 조성, 소비자 보호 활동 등 다양한 활동을 포함하고 있다.

본 연구와 관련된 식료품 제조업에서는 실시하는 CSR 활동의 대표적인 예는 먼저, 푸드뱅크로 기업이 생산된 식품을 불우시설 및 단체에 기부하는 활동이다. 또한 환경 경영을 위해 포장 용기를 회수하여 재활용하거나, 친환경으로 분해되는 포장지 개발 등 환경보호 활동에서 적극적으로 참여하고 있다. 그리고 소비자 보호를 위해서는 식품 안전기준을 준수하고, 위생적인 제품을 생산하고자 노력하며, 제품의 성분, 유통기한, 보관 방법 등 필요한 정보를 공개하여 소비자들의 알 권리를 보호하고 있다.

3.3. 회귀분석 모형 설정

본 연구에서는 기업의 CSR 활동이 경영 효율성에 미치는 영향을 분석하고자 다음과 같은 연구모형

을 설계하였다. 회귀분석 시 종속변수는 일반적으로 연속변수이지만, 본 연구에서는 경영 효율성을 이용하였기 때문에 DEA는 0부터 1의 값을 갖는 변수이다. 따라서 종속변수가 특정 값으로 제한되어 있어서 일반적인 회귀분석의 한계를 극복하고자 Tobin's Regression을 이용하고자 한다(김정환 외, 2022).

$$DEA_{i,j} = \alpha_0 + \alpha_1 DUMMY(SCORE)_i + \alpha_2 SIZE_i + \alpha_3 LEV_i + \alpha_4 ROA_i + \alpha_5 AGE_i + \epsilon_i$$

변수의 정의

DEA	: i 기업의 j번째 경영 효율성 (BCC, CCR, SE)
DUMMY	: i 기업의 CSR 활동 여부(KEIJ지수가 발표되었으면 1, 아니면 0)
SCORE	: i 기업의 KEIJ지수
SIZE	: i 기업의 규모(자산에 자연로그)
LEV	: i 기업의 부채비율(부채총계/자산총계)
ROA	: i 기업의 자산이익률(당기순이익/자산총계)
AGE	: i 기업의 연령((2022년-설립연도)에 자연로그)

연구모형의 종속변수 DEA로 각 기업의 경영 효율성을 측정한 값이다. 주요 독립변수는 DUMMY로 기업이 CSR 활동 여부를 나타내는 더미변수이다. 만약, CSR 활동으로 인해 기업 이미지가 상승하여 재무적 구조에도 영향을 미쳤다면 경영 효율성은 증가하게 될 것이다. 따라서 DUMMY 변수는 유의한 양(+)의 계수를 보일 것이다. 이와 반대로 경영자가 자신의 성과를 과시하거나 잘못된 의도로 CSR 활동을 하였다면 이러한 활동은 오히려 기업은 부정적인 이미지를 얻게 될 것이며 경영 효율성 또한 감소하게 될 것이므로 DUMMY(SCORE) 변수는 유의한 음(-)의 계수를 보일 것이다.

나머지 통제 변수들은 경영 효율성에 영향을 미칠 수 있는 재무 변수들을 설정하였다. 기업규모에 대한 통제로 SIZE 변수를 포함하였으며, 자산규모가 커지면 경영자가 통제할 수 없는 범위가 넓어지기 때문에 경영 효율성은 하락할 수 있지만, 반대로 자산규모가 크면 공급자와의 협상에서 우위를 점할 가능성이 커 경영 효율성이 높을 수 있다(장지경·유순미, 2022).

다음으로 LEV 변수를 설정하였는데 방만한 경영활동으로 인해 부채가 증가하였다면 경영 효율성은 낮아질 것이다. 하지만 높은 LEV는 채권자의 관심 증가와 재무적 제약이 커 경영자가 오히려 더욱더 효율적인 경영활동을 할 것으로 예상되며, 기업의 수익성을 통제하고자 ROA를 포함했으며, ROA가 높을수록 경영 효율성은 증가할 것으로 예상된다. 마지막으로 기업 연령을 통제 변수로 설정하였다.

3.4. 변수 선정 및 자료수집

본 연구의 표본은 2022년에 유가증권에 상장된 기업 중 산업 분류가 식품제조업으로 분류된 31개 기업을 선정하였다. 선정된 기업들의 재무 자료는 KIS-Value에서 추출하였으며, CSR 활동 점수는 경제정의실천시민연합에서 매년 공시하는 경제정의지수(KEJI index)를 대용치로 사용했다.

또한 기존의 연구를 바탕으로 투입 및 산출 변수를 선정하였으며, 본 분석을 위해 선정된 투입 변수로는 종업원 수, 자본금, 매출원가, 판매관리비이며, 산출 변수는 당기순이익과 매출액으로 선정하였다.

DEA 효율성 분석을 위한 투입 및 산출 변수는 아래의 <표 1>에 제시하였으며, <표 2>는 투입 변수와 산출 변수의 기술 통계량이다.

표 1. 투입 및 산출 변수 선정

투입 변수	산출 변수
종업원 수	당기순이익
자본금	
매출원가	매출액
판매관리비	

표 2. 투입 및 산출데이터 기술 통계량

구분	종업원 수 (명)	자본금 (백만 원)	매출원가 (백만 원)	판매관리비 (백만 원)	당기순이익 (백만 원)	매출액 (백만 원)
Max	8385	5,292,179	5,671,347	1,766,282	265,820	7,842,663
Min	63	28,319	988	10,366	-73,642	54,951
Average	1,697	713,535	948,193	226,372	36,649	1,224,087
SD	2,072	997,361	109,0572	334,918	61,885	1,482,178

4. 실증분석 결과

4.1. 효율성 분석 결과

본 연구는 식료품 제조업의 CSR 활동 간의 경영 분석하기 위해 DEA 모형에서 CCR-I 모형과 BCC-I 모형을 이용하여 분석하였다. 분석 도구로 DEA-SOLVER를 사용, 효율성 값에 따른 효율적인 프론티어 가능한 값과 규모 효율적 및 수익성 기업의 상대적 참조 빈도를 확인하였다.

아래 <표 3>의 분석 결과, BCC 효율성이 1인 기업으로는 B업체, C업체, D업체, E업체, F업체, G업체, I업체, K업체, M업체, O업체, P업체, Q업체, R업체, S업체, T업체, U업체, V업체, W업체, X업체, Y업체, Z업체, AA업체, BB업체, CC업체, DD업체로 25개 기업으로 확인되었으며, CCR 효율성이 1인 기업으로는 C업체, E업체, F업체, G업체, I업체, M업체, Q업체, S업체, T업체, U업체, V업체, Y업체, Z업체, BB업체, CC업체, DD업체로 총 16개 기업으로 확인 되었다. BCC-I 모형, CCR-I 모형의 효율성 분석 결과는 아래의 <그림 1>, <그림 2>에 제시하였다. 규모 효율성의 분석 결과 1인 기업으로는 C업체, E업체, F업체, G업체, H업체, I업체, L업체, M업체, N업체, Q업체, S업체, T업체, U업체, V

업체, Y업체, Z업체, BB업체, CC업체, DD업체로 나타났다. 또한 규모 수익성(RTS)에는 규모의 불변(CRS) 19개 기업, 규모의 체증(IRS) 5개 기업, 규모의 체감(DRS) 7개의 기업으로 확인되었다.

표 3. 효율성 순위 및 분석 결과

No.	DMU	BCC 효율성	BCC 순위	CCR 효율성	CCR 순위	규모 효율성	규모 수익성
1	A업체	0.98	26	0.96	22	0.99	CRS
2	B업체	1	1	0.97	20	0.97	DRS
3	C업체	1	1	1	1	1	CRS
4	D업체	1	1	0.98	18	0.98	IRS
5	E업체	1	1	1	1	1	CRS
6	F업체	1	1	1	1	1	CRS
7	G업체	1	1	1	1	1	CRS
8	H업체	0.82	31	0.82	31	1	CRS
9	I업체	1	1	1	1	1	CRS
10	J업체	0.95	29	0.90	29	0.95	DRS
11	K업체	1	1	0.94	26	0.94	IRS
12	L업체	0.94	30	0.94	25	1	IRS
13	M업체	1	1	1	1	1	CRS
14	N업체	0.98	27	0.97	19	1	CRS
15	O업체	1	1	0.87	30	0.87	IRS
16	P업체	1	1	0.96	21	0.96	DRS
17	Q업체	1	1	1	1	1	CRS
18	R업체	1	1	0.95	23	0.95	IRS
19	S업체	1	1	1	1	1	CRS
20	T업체	1	1	1	1	1	CRS
21	U업체	1	1	1	1	1	CRS
22	V업체	1	1	1	1	1	CRS
23	W업체	1	1	0.99	17	0.99	DRS
24	X업체	1	1	0.95	24	0.95	DRS
25	Y업체	1	1	1	1	1	CRS
26	Z업체	1	1	1	1	1	CRS
27	AA업체	1	1	0.94	27	0.94	DRS
28	BB업체	1	1	1	1	1	CRS
29	CC업체	1	1	1	1	1	CRS
30	DD업체	1	1	1	1	1	CRS
31	EE업체	0.96	28	0.91	28	0.95	DRS

그림 1. BCC 효율성 그래프

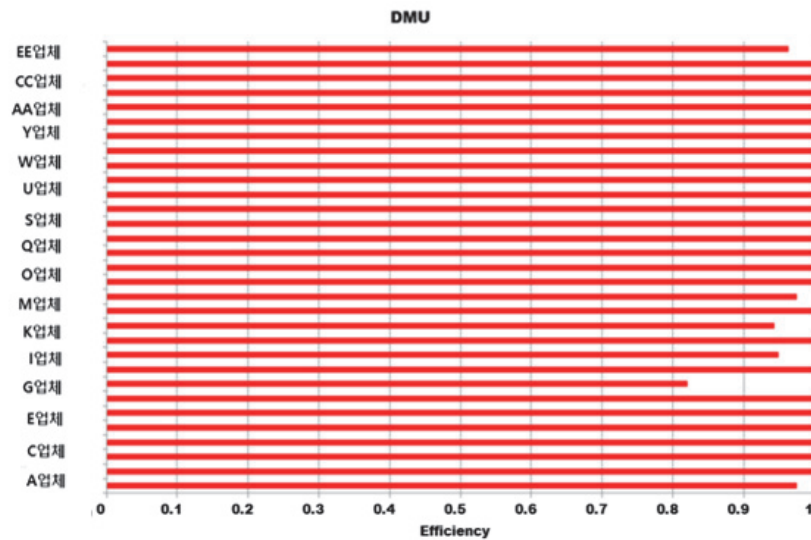
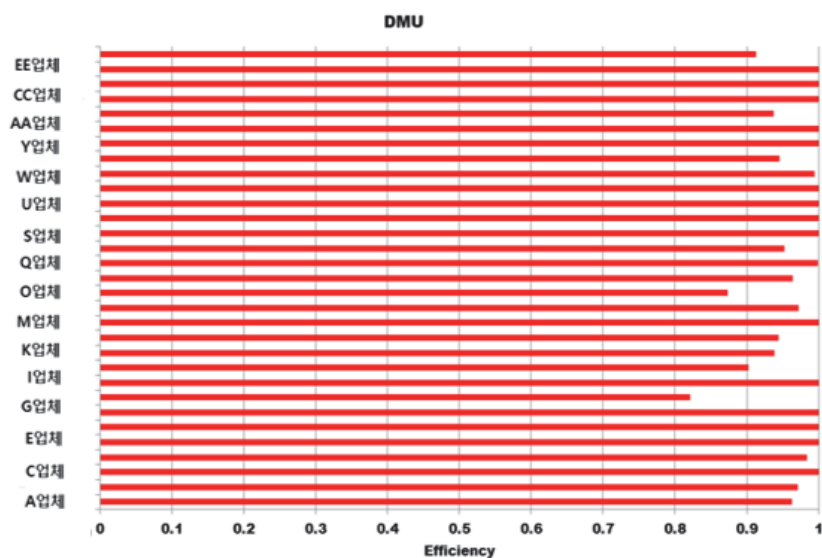


그림 2. CCR 효율성 그래프



4.2. 참조 집합의 빈도

참조 집합은 특정 DMU가 비효율적일 때, 벤치마킹 또는 효율적인 프론티어로 투사(Projection)되는 참조 DMU들의 집합이다. 참조 집합에 등장하는 빈도(Frequency)는 얼마나 자주 참조 집합에 포함되었는지를 나타내는 지표이며, 빈도가 높을수록 해당 DMU는 벤치마킹 대상(DMUs)의 기준으로 자주 활용된다는 것을 의미하며, 자주 언급하는 DMU를 통한 전략 수립을 위한 부분에서도 활용도가 높다. 식료품 제조업의 더 효율적인 기업의 운영을 위해 참조할 수 있도록 벤치마킹 대상이 될 수 있는 상대적 기업을 참조 집합 빈도를 통해 <표 4>와, <표 5>에 제시하였다.

BCC 분석에서는 F업체와 DD업체가 각 4회로 가장 높은 빈도수를 차지하였으며, C업체, M업체, S업체, X업체가 각 2회, E업체, I업체, K업체, P업체가 각 1회로 확인되었다. CCR 분석에서는 F업체가 15회로 가장 높게 나타났으며, DD업체는 9회, M업체와 S업체가 각 6회, E업체 5회, C업체 4회, Y업체와 I업체 3회, V업체와 BB업체 각 2회 순으로 나타난 것을 확인할 수 있다.

표 4. BCC 참조 집합 빈도

BCC 참조 집합	빈도
C업체	2
E업체	1
F업체	4
I업체	1
K업체	1
M업체	2
P업체	1
S업체	2
X업체	2
DD업체	4

표 5. CCR 참조 집합 빈도

CCR 참조 집합	빈도
C업체	4
E업체	5
F업체	15
I업체	3
M업체	6
S업체	6
V업체	2
Y업체	3
BB업체	2
DD업체	9

4.3. 운영효율성을 위한 투사 값

투사 값(Projection Value)은 비효율적인 DMU가 효율 경계(Frontier)상에 위치하도록 투입 및 산출변수가 어떻게 조정되어야 하는지를 수치로 보여주는 가상 지점이다. 이는 비효율 DMU의 개선 목표라고 할 수 있다. 여행서비스업의 운영효율성을 위한 투사 값은 <표 6>, <표 7>에 제시하였으며, BCC와 CCR 모형의 분석 결과 모두 효율성 값이 0.8 이상으로 높게 나타났기에 확인된 식료품 제조업 개선 비율을 제시하였다. 그중 BCC-I 모형에서 A업체는 효율성 값이 0.98로 확인되었으며, 재무 데이터의 개선 비율을 보면, 종업 원수를 37.96% 감축시키고, 자본금을 58.08% 줄이고, 매출원가와 판매관리비를 각각 2.47% 감소시키고, 당기순이익을 10.35% 증가시키면 효율적인 프론티어에 도달할 수 있다.

또한 CCR-I 모형에서는 W업체의 효율성 값이 0.99로 확인되었으며, 종업원 수, 자본금, 매출원가, 매출관리비 개선 비율을 0.6% 감소시키면 효율적인 프론티어에 도달할 수 있음을 확인하였다.

표 6. BCC-I 모형 투자 값

DMU	효율성 값	투자 값	차이	개선 비율
A업체	0.98			
종업원 수	396	245.68	-150.32	-37.96%
자본금	759,659	318,458.84	-441,200.16	-58.08%
매출원가	395,339	385,578.88	-9,760.12	-2.47%
판매관리비	45,995	44,859.48	-1,135.52	-2.47%
당기순이익	23,472	25,901.25	2,429.25	10.35%
매출액	462,787	462,787.00	0.00	0.00%
H업체	0.82			
종업원 수	2,005	926.78	-1,078.22	-53.78%
자본금	733,877	602,211.94	-131,665.06	-17.94%
매출원가	793,990	651,540.05	-142,449.95	-17.94%
판매관리비	232,034	190,404.72	-41,629.28	-17.94%
당기순이익	-73,642	82,962.39	156,604.39	212.66%
매출액	946,340	946,340.00	0.00	0.00%
J업체	0.95			
종업원 수	5,461	2,937.41	-2,523.59	-46.21%
자본금	2,108,233	1,718,944.08	-389,288.92	-18.47%
매출원가	1,809,983	1,718,146.26	-91,836.74	-5.07%
판매관리비	522,675	496,154.99	-26,520.01	-5.07%
당기순이익	77,166	149,017.88	71,851.88	93.11%
매출액	2,395,961	2,395,961.00	0.00	0.00%
L업체	0.94			
종업원 수	1,954	1,391.51	-562.49	-28.79%
자본금	586,734	553,690.15	-33,043.85	-5.63%
매출원가	821,600	775,328.90	-46,271.10	-5.63%
판매관리비	230,922	217,916.87	-13,005.13	-5.63%
당기순이익	30,478	74,626.93	44,148.93	144.86%
매출액	1,091,455	1,091,455.00	0	0.00%
N업체	0.98			
종업원 수	859	424.05	-434.95	-50.63%
자본금	205,946	200,812.10	-5,133.90	-2.49%
매출원가	333,038	324,735.90	-8,302.10	-2.49%
판매관리비	25,886	25,240.70	-645.30	-2.49%
당기순이익	8,527	15,007.32	6,480.32	76.00%
매출액	369,125	369,125.00	0.00	0.00%
EE업체	0.96			
종업원 수	6,576	2,971.76	-3,604.24	-54.81%
자본금	2,021,849	1,897,770.80	-124,078.20	-6.14%
매출원가	1,731,707	1,668,174.92	-63,532.08	-3.67%
판매관리비	631,251	577,730.14	-53,520.86	-8.48%
당기순이익	18,708	139,785.12	121,077.12	647.19%
매출액	2,443,855	2,443,855.00	0.00	0.00%

표 7. CCR-I 모형 투자값

DMU	효율성 값	투자	차이	개선 비율
A업체	0.96			
종업원 수	396	381.15	-14.85	-3.75%
자본금	759,659	420,287.75	-339,371.25	-44.67%
매출원가	395,339	380,512.63	-14,826.37	-3.75%
판매관리비	45,995	44,270.05	-1,724.95	-3.75%
당기순이익	23,472	28,363.99	4,891.99	20.84%
매출액	462,787	462,787.00	0.00	0.00%
B업체	0.97			
종업원 수	5,373	5,217.51	-155.49	-2.89%
자본금	1,288,721	1,251,425.50	-37,295.50	-2.89%
매출원가	2,471,550	2,400,023.50	-71,526.50	-2.89%
판매관리비	688,824	668,889.48	-19,934.52	-2.89%
당기순이익	84,740	147,926.59	63,186.59	74.57%
매출액	3,289,634	3,289,634.00	0.00	0.00%
D업체	0.98			
종업원 수	111	109.12	-1.88	-1.70%
자본금	96,083	94,452.38	-1,630.62	-1.70%
매출원가	244,123	239,979.99	-4,143.01	-1.70%
판매관리비	22,362	21,982.49	-379.51	-1.70%
당기순이익	1,853	5,996.41	4,143.41	223.61%
매출액	272,261	272,261.00	0.00	0.00%
H업체	0.82			
종업원 수	2,005	923.65	-1,081.35	-53.93%
자본금	733,877	602,154.59	-131,722.41	-17.95%
매출원가	793,990	651,478.00	-142,512.00	-17.95%
판매관리비	232,034	190,386.59	-41,647.41	-17.95%
당기순이익	-73,642	83,081.20	156,723.20	212.82%
매출액	946,340	946,340.00	0.00	0.00%
J업체	0.90			
종업원 수	5,461	2,248.61	-3,212.39	-58.82%
자본금	2,108,233	1,903,133.79	-205,099.21	-9.73%
매출원가	1,809,983	1,633,899.01	-176,083.99	-9.73%
판매관리비	522,675	471,826.62	-50,848.38	-9.73%
당기순이익	77,166	229,288.24	152,122.24	197.14%
매출액	2,395,961	2,395,961.00	0	0.00%
K업체	0.94			
종업원 수	229	68.82	-160.18	-69.95%
자본금	28,319	26,563.49	-1,755.51	-6.20%
매출원가	50,553	47,419.20	-3,133.80	-6.20%
판매관리비	12,486	11,711.99	-774.01	-6.20%
당기순이익	676	4,105.73	3,429.73	507.36%
매출액	64,349	64,349.00	0.00	0.00%
L업체	0.94			
종업원 수	1,954	1,390.55	-563.45	-28.84%
자본금	586,734	553,677.25	-33,056.75	-5.63%
매출원가	821,600	775,310.84	-46,289.16	-5.63%
판매관리비	230,922	217,911.79	-13,010.21	-5.63%
당기순이익	30,478	74,647.31	44,169.31	144.92%
매출액	1,091,455	1,091,455.00	0.00	0.00%
N업체	0.97			
종업원 수	859	505.91	-353.09	-41.10%
자본금	205,946	200,223.71	-5,722.29	-2.78%
매출원가	333,038	323,784.41	-9,253.59	-2.78%

(계속)

DMU	효율성 값	투사	차이	개선 비율
판매관리비	25,886	25,166.75	-719.25	-2.78%
당기순이익	8,527	15,635.27	7,108.27	83.36%
매출액	369,125	369,125	0	0.00%
O업체	0.87			
종업원 수	63	55.03	-7.96	-12.64%
자본금	156,630	47,942.50	-1,08,687.50	-69.39%
매출원가	45,085	39,385.13	-5,699.86	-12.64%
판매관리비	10,784	9,420.63	-1,363.36	-12.64%
당기순이익	397	4,723.22	4,326.22	999.90%
매출액	54,951	54,951.0	0.00	0.00%
P업체	0.96			
종업원 수	3,339	1,548.56	-1,790.44	-53.62%
자본금	1,547,850	1,491,835.61	-56,014.39	-3.62%
매출원가	2,217,786	2,137,527.62	-80,258.38	-3.62%
판매관리비	385,270	371,327.65	-13,942.35	-3.62%
당기순이익	185,343	214,042.15	28,699.15	15.48%
매출액	2,759,811	2,759,811.00	0.00	0.00%
R업체	0.95			
종업원 수	359	131.27	-227.73	-63.44%
자본금	75,689	72,097.28	-3,591.72	-4.75%
매출원가	131,166	124,941.69	-6,224.31	-4.75%
판매관리비	17,401	16,575.26	-825.74	-4.75%
당기순이익	7,420	9,307.76	1,887.76	25.44%
매출액	152,701	152,701.00	0.00	0.00%
W업체	0.99			
종업원 수	3,181	3,162.03	-18.97	-0.60%
자본금	723,960	719,642.83	-4,317.17	-0.60%
매출원가	1,363,142	1,355,013.22	-8,128.78	-0.60%
판매관리비	426,903	424,357.26	-2,545.74	-0.60%
당기순이익	73,560	73,560.00	0.00	0.00%
매출액	1,876,232	1,876,232.00	0.00	0.00%
X업체	0.95			
종업원 수	8,385	7,930.32	-454.68	-5.42%
자본금	5,292,179	5,005,210.62	-286,968.38	-5.42%
매출원가	5,671,347	5,363,818.24	-307,528.76	-5.42%
판매관리비	1,766,282	1,670,505.37	-95,776.63	-5.42%
당기순이익	265,820	643,374.05	377,554.05	142.03%
매출액	7,842,663	7,842,663.00	0.00	0.00%
AA업체	0.94			
종업원 수	1,293	1,210.89	-82.11	-6.35%
자본금	1,221,503	1,143,936.17	-77,566.83	-6.35%
매출원가	1,708,727	1,600,220.89	-108,506.11	-6.35%
판매관리비	252,246	236,228.09	-16,017.91	-6.35%
당기순이익	55,711	136,132.04	80,421.04	144.35%
매출액	1,998,768	1,998,768.00	0.00	0.00%
EE업체	0.91			
종업원 수	6,576	3,792.57	-2,783.43	-42.33%
자본금	2,021,849	1,846,177.88	-175,671.12	-8.69%
매출원가	1,731,707	1,581,245.26	-150,461.74	-8.69%
판매관리비	631,251	576,403.89	-54,847.11	-8.69%
당기순이익	18,708	211,015.78	192,307.78	999.90%
매출액	2,443,855	2,443,855.00	0.00	0.00%

4.4. 회귀분석

본 연구에서는 경영 효율성과 CSR 활동 간의 관련성을 검증하고자 Tobin's 회귀모형을 설정하였으며, 모형 식에 설정된 변수들의 기술통계는 다음과 같다.

표 8. 기술통계

변수	BBC	CCR	SE	DUMMY	SCORE	SIZE	LEV	ROA	AGE
Average	0.988	0.969	0.982	0.323	22.789	27.288	0.452	0.027	3.467
Median	1	1	1	0	0	27.354	0.472	0.025	3.932
SD	0.035	0.045	0.03	0.475	33.601	1.085	0.174	0.035	0.878
Min	0.82	0.82	0.87	0	0	24.984	0.124	-0.076	1.609
Max	1	1	1	1	75.74	30.069	0.777	0.088	4.234

변수의 정의

- DEA : i 기업의 경영 효율성 (BCC, CCR, SE)
- DUMMY : i 기업의 CSR 활동 여부(KEIJ지수가 발표되었으면 1, 아니면 0)
- SCORE : i 기업의 KEIJ지수
- SIZE : i 기업의 규모(자산에 자연로그)
- LEV : i 기업의 부채비율(부채총계/자산총계)
- ROA : i 기업의 자산이익률(당기순이익/자산총계)
- AGE : i 기업의 연령((2022년-설립연도)에 자연로그)

각 기업의 효율성을 나타내는 BCC, CCR, SE의 평균은 각각 0.998, 0.969, 0.982로 큰 차이를 보이지 않았다. DUMMY의 평균은 0.323으로 CSR 활동을 시행하는 기업은 전체 표본 중에 약 32%를 보였고 평균은 22.789를 보였다. 기업규모는 평균 27.288을, 부채비율의 평균은 약 45%이며, 자산이익률의 평균은 약 2.7%를 보였다. 마지막으로 기업의 평균 연령은 3.467을 보인다.

본 연구에서는 경영 효율성과 CSR 활동 간의 관련성을 살펴보고자 Tobin's 회귀분석을 실시하였으며 그 결과는 <표 9>와 같다.

$$\text{모형: } DEA_{i,j} = \alpha_0 + \alpha_1 DUMMY(SCORE)_i + \alpha_2 SIZE_i + \alpha_3 LEV_i + \alpha_4 ROA_i + \alpha_5 AGE_i + \epsilon_i$$

표 9. CSR 활동과 경영 효율성 관련성 검증

패널 A: 종속변수 BCC				
구분	Estimate (Marginal effect)	S.E	Estimate (Marginal effect)	S.E
절편	1.106***	0.119	1.109***	0.119
DUMMY	0.014	0.009	-	
SCORE	-		0.002*	0.001
SIZE	-0.006	0.004	-0.006	0.004
LEV	0.091***	0.024	0.091***	0.024
ROA	0.574***	0.126	0.575***	0.125
AGE	-0.002	0.005	-0.002	0.005
Log Likelihood	72.64***		72.75***	
패널 B: 종속변수 CCR				
구분	Estimate (Marginal effect)	S.E	Estimate (Marginal effect)	S.E
절편	1.083***	0.153	1.084***	0.153
DUMMY	0.008	0.011	-	
SCORE	-		0.001	0.000
SIZE	-0.007	0.005	-0.007	0.005
LEV	0.137***	0.031	0.138***	0.031
ROA	0.669***	0.162	0.671***	0.161
AGE	-0.004	0.007	-0.004	0.007
Log Likelihood	64.88***		64.93***	
패널 C: 종속변수 SE				
구분	Estimate (Marginal effect)	S.E	Estimate (Marginal effect)	S.E
절편	0.981***	0.146	0.980***	0.146
DUMMY	-0.005	0.011	-	
SCORE	-		0.001	0.000
SIZE	-0.001	0.005	-0.001	0.006
LEV	0.043	0.030	0.043	0.030
ROA	0.097	0.154	0.096	0.154
AGE	-0.001	0.006	-0.001	0.007
Log Likelihood	66.42***		66.41***	

주 1) 변수의 정의는 <표 8> 하단을 참조.

2) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준을 의미함.

분석 결과 모든 모형에서 DUMMY는 유의하지 않은 양(+)의 계수 값을 보였지만, SCORE 변수는 패널 A에서 유의한 양(+)의 계수를 보였다. 이러한 결과를 통해 대체적으로는 기업의 CSR 활동 여부와 경영 효율성은 관련성이 없지만, 기업의 CSR 활동 점수가 높을수록 기업의 BCC가 높아짐을 알 수 있다. 즉, 기업의 CSR 활동 여부는 경영 효율성 측정치에 모두에 유의적인 영향을 미치지 않지만, CSR 활동 점수가 높을수록 부분적으로는 기업의 BCC가 제고됨을 알 수 있다.

이러한 결과를 해석하면 CSR 활동은 모두 경영 성과에 직접적인 영향을 주는 것이 아니면 CSR 활동의 영역에 따라 경영 성과에 미치는 효과가 달라질 수 있다(천미림·김창수, 2011). 예로 식품 제조기업

이 환경보호를 위해 새로운 친환경 제품을 생산하는 경우 생산 초기에는 과대한 비용이 발생으로 인해 수익성이 하락하여 경영 효율성은 낮아질 수 있다. 즉, CSR 활동은 재무적 성과에 긍정적인 활동뿐 아니라 부정적인 활동도 포함되어 있기에 기업의 CSR 활동이 경영 효율성을 높이지 못함을 알 수 있다.

하지만 부분적으로는 기업의 CSR 점수가 높을수록 경영 효율성이 높다는 것을 알 수 있다. 이러한 경우를 해석하면 기업이 다양한 분야에서 적극적인 CSR 활동을 한다면 소비자들로부터 기업 이미지가 제고 되고, 제품에 대한 소비자의 만족도가 높아 재무성과에 긍정적인 영향을 미치게 되고, 결국 경영 효율성도 높아짐을 알 수 있다(허미옥·정기한, 2010).

표 10. 강건성 검증 : CSR 활동과 경영 효율성 관련성 검증(OLS 회귀분석 결과)

패널 A: 종속변수 BCC				
구분	Estimate	S.E	Estimate	S.E
절편	1.106***	0.132	1.109***	0.132
DUMMY	0.018	0.010	-	
SCORE	-		0.002	0.001
SIZE	-0.006	0.005	-0.007	0.005
LEV	0.091***	0.027	0.091***	0.027
ROA	0.573***	0.140	0.575***	0.140
AGE	-0.002	0.006	-0.002	0.005
수정된 설명력	0.449***		0.453***	
패널 B: 종속변수 CCR				
구분	Estimate	S.E	Estimate	S.E
절편	1.083***	0.170	1.084***	0.170
DUMMY	0.008	0.012	-	
SCORE	-		0.001	0.000
SIZE	-0.007	0.005	-0.007	0.005
LEV	0.137***	0.035	0.137***	0.035
ROA	0.667***	0.180	0.670***	0.180
AGE	-0.004	0.007	-0.004	0.007
수정된 설명력	0.444***		0.446***	
패널 C: 종속변수 SE				
구분	Estimate	S.E	Estimate	S.E
절편	0.980***	0.162	0.979***	0.162
DUMMY	-0.004	0.012	-	
SCORE	-		0.001	0.000
SIZE	-0.001	0.005	-0.001	0.005
LEV	0.042	0.033	0.043	0.033
ROA	0.096	0.171	0.096	0.171
AGE	-0.001	0.006	-0.001	0.007
수정된 설명력	0.077**		0.076**	

주 1) 변수의 정의는 <표 8> 하단을 참조.

2) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 유의수준을 의미함.

다른 변수들을 살펴보면 기업규모는 모든 모형에서 유의한 회귀계수를 보이지 않았으며, LEV과 ROA가 모형 1과 모형2에서 유의한 양(+)의 회귀계수를 보였다. 이를 통해 기업의 수익성이 높을수록 경영 효율성은 높아지면 부채비율이 높을수록 기업의 채무불이행 가능성이 커져 경영자는 채권자들로부터 더 엄격한 경영 감시를 받기 때문에(박종일 외, 2013), 더욱더 효율적인 경영활동이 유도됨을 알

수 있다.

결론적으로 회귀분석을 통해서는 식품제조업에서는 CSR 활동은 경영 효율성에 미치는 영향이 없으며 기업의 재무구조 중 부채비율과 자산수익률이 높을수록 경영자의 경영 효율성이 높아짐을 알 수 있다.

위 <표10>은 Tobin's 회귀모형 분석 결과의 강건성을 검증하기 위해 Linear 추정 방법인 OLS를 이용하여 분석 결과를 다시 제시하였다. 분석 결과 모든 모형에서 DUMMY와 SCORE 변수가 유의한 양(+)의 계수를 보이지 않아, 강건성 검증 결과에서도 기업의 CSR 활동과 경영 효율성과의 관련성이 유의적이지 않음을 알 수 있다. 즉, 기업의 CSR 활동이 경영자의 경영 효율성에 영향을 미치지 못함을 알 수 있다.

5. 결론

최근 웰빙에 관심이 증가하면서 식품제조업의 지속적인 성장을 거듭하면서 식료제조업 연매출액의 상승이 높아지고 있다. 이는 국내 식료품 제조업은 소비자가 원하는 사회문화적인 성향을 반영하여 연구개발하고 투자하고 성장하는 데 기여하고 있기 때문이다. 이에 본 연구에서는 2022년도 재무 데이터를 기반으로 식료품 제조업 기업을 대상으로 운영효율성을 분석하였다.

분석 방법은 DEA를 이용한 투입 중심 모형인 BCC-I 모형과 CCR-I 모형을 적용하여 운영효율성을 분석하였으며, 분석을 위한 변수 선정은 투입 변수는 종업원 수, 자본금, 매출원가, 판매관리비로 정하였으며, 산출 변수로는 당기순이익과 매출액을 선정하였다.

분석 결과, BCC에서 효율적인 기업으로는 총 25개, CCR에서는 16개 기업으로 확인되었다. 규모의 효율성에서는 효율적인 운영기업이 19개 기업으로 나타났으며, 규모의 수익성에서는 규모의 불변이 19개 기업, 규모의 체증이 5개 규모의 체감이 7개 기업으로 확인되었다. 상대적 비효율적으로 나타난 식료품 제조업의 효율적인 프론티어에 도달하기 위한 투사 값을 재무 데이터 개선 비율로 제시하였으며, 분석한 식료품 제조업의 상대적인 효율성 값이 0.8 이상으로 모두 높게 나타났음에도 벤치마킹 할 수 있는 기업들에 대한 참조 집합 빈도를 제시하였다.

기업의 CSR 활동과 경영 효율성 간의 관련성을 분석한 결과에서는 CSR 활동과 경영 효율성 간의 관련성은 유의하지 않았으며, 부분적으로만 CSR 점수가 높을수록 경영 효율성이 높아짐을 알 수 있었다.

이를 해석하면 기업의 CSR 활동이 모두 경영 성과에 긍정적인 영향을 미쳐 경영 효율성이 높아지는 것은 아니며, CSR 활동의 특성에 따라 과대한 비용 발생으로 인해 수익성이 하락하여 오히려 경영 효율성이 낮아질 수 있다. 이처럼 CSR 활동이 경영 성과에 미치는 양면성으로 인해 본 연구에서는 경영 효율성과 CSR 활동과의 관련성은 유의하지 않음을 시사 한다.

본 연구에서 분석한 식료품 제조업은 1차 산업을 통해 얻은 원재료를 가공하여 섭취할 수 있는 식품

을 만드는 산업활동 기업이다. 원료 공급의 안정성이 무엇보다 중요하다고 할 수 있으며, 식품의 안전성 및 위생적 관리 또한 중요한 기업이다. 또한 변화하는 소비자의 기호 및 추세를 반영하여 변화에 민감하게 반영하여야 하고, 규모의 경제 측면에서도 경쟁력 확보가 필요한 산업이다. 따라서 본 연구 결과를 토대로 효율적인 운영을 위한 방안에 대한 부분을 지속해서 연구하고 개발하기 위한 방향에서의 식료품 제조업의 발전을 기대할 수 있다는 부분에서 실무적 의의가 있다. 또한 재무 데이터를 기반으로 CSR 활동 간의 관련성 간의 관계에 대해서 경영관리를 생각할 기회의 장을 마련할 수 있는 부분에서도 학문적 시사점을 가져다준다. 다른 산업과 달리 정부 개입의 여부가 식료품 제조업의 호황에도 중대한 영향력을 가져다줄 수 있기에, 추후 연구에서는 정부의 관심 정도를 측정할 수 있는 변수를 반영하여 관심 정도에 따른 식료품 제조업의 경영활동 영향력에 대해 진행할 필요성이 있다. 또한 본 연구의 DEA에서 관측치인 DMU가 31개로 관측치보다 투입과 산출 변수가 많은 경우, 상대적으로 DMU의 효율성 추정치 결과의 분별력이 떨어질 수 있다는 한계점이 있다. 추후 연구에서는 변수 선정에 대한 개수를 DMU의 수를 기준으로 선정하여 실증분석 할 필요성이 있다. 그리고 본 연구에서는 CSR 활동의 대용치로 KEJI 지수를 이용하였지만, 이 지수는 자발적으로 CSR 활동내역을 평가기관에 보고한 기업들만을 대상으로 평가된 점수이다. 따라서 실제로는 CSR 활동을 하고 있지만, 이를 적극적으로 공개하지 않은 기업은 KEJI 지수가 없을 수 있어 이러한 점은 KEJI 지수를 CSR 활동의 대용치로 이용하는데 한계점으로 남는다.



이 저작물은 크리에이티브 커먼즈 저작자표시-비영리-변경금지 4.0 국제 라이선스에 따라 이용하실 수 있습니다.

This work is licensed under CC BY-NC-ND 4.0.

참고문헌

- 김보람. (2020). DEA를 이용한 커피 프랜차이즈의 효율성 및 결정요인 분석. *한국콘텐츠학회논문지*, 20(4), 159-168.
<https://doi.org/10.5392/JKCA.2020.20.04.159>
- 김정환, 장민아, 조형준. (2022). 절단자료에 대한 Tobit과 Heckit 모형의 이해와 활용. *응용통계연구*, 35(3), 357-370.
<https://doi.org/10.5351/KJAS.2022.35.3.357>
- 김현지, 고미애. (2024). 식품기업의 ESG 경영활동이 브랜드 인지도, 브랜드 이미지, 구매의도에 미치는 영향. *산업혁신연구*, 40(3), 355-368. <https://doi.org/10.22793/indinn.2024.40.3.031>
- 나지수, 박홍규. (2024). 우리나라 식품기업들의 효율성 분석에 관한 연구. *경영경제연구*, 46(1), 321-341.
<http://dx.doi.org/10.22828/meri.2024.46.1.014>
- 류은정, 이기세, 안미강. (2023). 패션 기업의 운영효율성과 마케팅 활동이 CSR 활동에 미치는 영향. *세무회계저널*, 24(1), 9-31. <https://doi.org/10.35850/KJTA.24.1.01>
- 박성우, 최지현, 최종우. (2021). 식품 제조업의 혁신수준 평가와 향상 방안 연구. *농업생명과학연구*, 55(6), 121-129.
<https://doi.org/10.14397/jals.2021.55.6.121>
- 박종일, 박경호, 박찬웅. (2013). 비상장기업에서 부채차입 의존도가 이익과 타인자본비용간의 관계에 미치는 영향. *세무회계저널*, 14(2), 47-80. UCI: G704-001563.2013.14.2.006
- 반혜진, 박호진. (2022). ESG 경영이 기업의 효율성에 미치는 영향. *관리회계연구*, 22(3), 67-91.
<https://doi.org/10.31507/KJMAR.2022.12.22.3.67>
- 신유진, 이도경, 김성훈. (2016). 정책자금 지원이 중소 식품제조기업의 경영성과에 미치는 영향 분석. *농업경영·정책연구*, 43(1), 197-217. UCI: G704-000650.2016.43.1.003
- 안상돈, 강병규, 안진용. (2009). DEA 모형을 이용한 지역농협 가공식품 사업의 경영 효율성 분석. *한국협동조합연구*, 26(2), 43-66. <https://doi.org/10.35412/kjcs.2009.26.2.003>
- 안재형, 최병철, 김승범. (2019). Data Envelopment Analysis (DEA)를 활용한 국내 커피전문점 기업의 상대적 경영 효율성에 관한 연구. *외식경영연구*, 22(1), 365-379.
- 오영삼. (2021). 식품기업의 경영 효율성 제고방안에 관한 연구. *유통경영학회지*, 24(5), 67-79.
<https://doi.org/10.17961/jdmr.24.05.202110.67>
- 우시진, 유혜방, 정진섭. (2021). CSR 활동의 속성이 브랜드 태도에 미치는 영향: 한·중 전자제품 소비자를 대상으로. *국제경영리뷰*, 25(4), 31-43.
- 유순미, 김성용. (2024). 기업수명주기가 한계기업 전략에 미치는 영향: 식품제조업을 중심으로. *재무와 회계정보저널*, 24(4), 55-79. <https://doi.org/10.29189/KAIAJFAI.24.4.3>
- 유창환. (2021). 한류를 활용한 충북의 식품산업 발전 방향. *충북 Issue & Treand*, 44, 1-44.
- 윤지혜, 이종화. (2021). 기업의 사회적 책임이 경영성과에 미치는 영향: CSR투자와 활동 지수 분석을 중심으로. *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 23(6), 2933-2947.
<https://doi.org/10.37727/jkdas.2021.23.6.2933>
- 이기세, 안미강. (2024). 서비스 산업에서 CSR활동이 경영 효율성에 미치는 영향. *경영교육연구*, 39(6), 431-449.
<https://doi.org/10.23839/kabe.2024.39.6.431>
- 장지경, 유순미. (2022). 공공기관의 경영 효율성과 부채수준의 관련성에 관한 연구. *품질경영학회지*, 50(1), 139-151.
<https://doi.org/10.7469/JKSQM.2022.50.1.139>
- 전진규. (2022). ESG와 투자효율성에 대한 실증연구. *금융정보연구*, 11(1), 33-52.
<https://doi.org/10.35214/rfis.11.1.202202.002>
- 천동필, 우청원. (2020). CSR 활동이 벤처기업의 경영성과에 미치는 영향: 기업의 성장단계를 구분하여. *벤처창업연구*, 15(1), 225-235. <https://doi.org/10.16972/apjbve.15.1.202002.225>
- 천미림, 김창수. (2011). CSR의 지속성이 CSR 과 재무성과의 관계에 미치는 영향. *회계정보연구*, 29(3), 351-374.
 UCI: G704-001013.2011.29.3.004

- 최지현, 강혜정. (2013). 식품제조업의 경영성과에 영향을 미치는 요인 분석. *농업경제연구*, 54(1), 1-13.
 UCI: G704-000586.2013.54.1.005
- 허미옥, 정기한. (2010). CSR 성과와 기업가치에 관한 연구: 기업명성의 매개효과를 중심으로. *산업경제연구*, 23(2), 749-771. UCI: G704-001438.2010.23.2.011
- 더바이어 편집부. (2022). *2022-2023 한국식품연감*.
- 한국농수산물유통공사. (2024). *글로벌 식품시장 2024년 분석 및 2025년 전망*.
- 농업·농촌 및 식품산업 기본법. (2020). 법률 제20503호. 국가법령정보센터. <<https://www.law.go.kr/법령/농업농촌및식품산업기본법>>.
- Arora, N., & Henderson, T. (2007). Embedded Premium Promotion: Why It Works And How To Make It More Effective. *Marketing Science*, 26(4), 514-531. <https://doi.org/10.17961/jdmr.24.05.202110.67>
- Banker, R. D., Charnes, A. & Cooper, W. W. (1984). Some Models For Estimating Technical And Scale Inefficiencies In Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092.
<https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Becker-Olsen, K. L., Cudmore, B. A. & Hill, R. P. (2006). The Impact of Perceived Corporate Social Responsibility on Consumer Behavior. *Journal of Business Research*, 59(1), 46-53.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2005.01.001>
- Bouslah, K., Kryzanowski, L. & M'zali, B. (2018). Social Performance and Firm Risk: Impact of the Financial Crisis. *Journal of Business Ethics*, 149(3), 643-669.
<https://doi.org/10.1007/s10551-016-3017-x>
- Charnes, A., Cooper, W. W. & Rhodes, E. (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444. <https://doi.org/10.1007/BF01874734>
- Jahdi, K. S., & G. Acikdilli. (2009). Marketing Communications And Corporate Social Responsibility(Csr): Marriage Of Convenience Or Shotgun Wedding. *Journal of Business Ethics*, 88, 103-113.
<https://doi.org/10.1007/s10551-009-0113-1>
- Jo, H. & Na, H. (2012). Does CSR Reduce Firm Risk? Evidence from Controversial Industry Sectors, *Journal of Business Ethics*, 110(4), 441-456. <https://doi.org/10.1007/s10551-012-1492-2>
- Kotsantonis, Sakis, C. Pinney. & Serafeim G. (2016). Esg Integration In Investment Management: Myths And Realities. *Journal of Applied Corporate Finance*, 28(2), 10-16.
<https://doi.org/10.1111/jacf.12169>
- Lins, Karl V., Henri Servaes, & Ane Tamayo. (2017). Social Capital, Trust, And Firm Performance: The Value Of Corporate Social Responsibility During The Financial Crisis. *The Journal of Finance*, 72(4), 1785-1824. <https://doi.org/10.1111/jofi.12505>
- Roberts, P. W., & Dowling, G. R. (2002). Corporate Reputation And Sustained Superior Financial Performance. *Strategic Management Journal*, 23(12), 1077-1093. <https://doi.org/10.1002/smj.274>
- Zerbib, O. D. (2019). The Effect Of Pro-Environmental Preferences On Bond Prices : Evidence From Green Bonds. *Journal of Banking and Finance*, 98, 39-60.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.10.012>

농촌경제 제48권 제3호(통권 204호)

발행일	2025. 9. 21.
발행인	한두봉
발행처	한국농촌경제연구원(대표전화 1833-5500) 58321 전라남도 나주시 빛가람로 601
홈페이지	http://www.krei.re.kr
정기간행물 등록	전남, 마00026
편집·디자인	(주)에이치에이엔컴퍼니(02-2269-9917)

ISSN 1229-8263 / eISSN 2713-9506

- 이 책에 실린 내용을 인용할 경우 반드시 출처를 명시하여 주시기 바랍니다.
- 무단 전재하거나 복사하면 법에 저촉됩니다.

2025
Vol.48 No.3



Journal of Rural Development

ARTICLES

Forecasting Spice Vegetable Prices Using Forecast Combinations and Assessment of Forecasting Performance /01

Han Eun-Su, Kim Seon-Woong, Yoon Byung-Sam

Development of a Domestic Pork Supply and Demand Forecasting Model Using a Simultaneous Equation Model /33

Byeong-mu Oh, Seon-woong Kim, HongSeok Seo

An Analysis of CSR and Management Efficiency in the Food Manufacturing Industry /57

Kang Da-Yeon, Lee Ki-Se

