

The Food and Life has published all type articles such as research articles, review articles, survey articles, research note, short communication or editorial since 2020. It covers the all scientific and technological aspects of food and life science.

<https://www.foodnlife.org>



## 육가공 기술 혁신을 위한 생성형 AI의 역할과 가능성

신주이<sup>1</sup>, 김형상<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>한경국립대학교 동물생명융합학부

<sup>2</sup>한경국립대학교 휴머니얼응용과학연구소

## The role and potential of generative AI in meat processing technology innovation

Ju Yi Shin<sup>1</sup>, Hyeong Sang Kim<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>School of Animal Life Science, Hankyong National University, Anseong 17579, Korea

<sup>2</sup>Institute of Applied Humanimal Science, Hankyong National University, Anseong 17579, Korea

### Abstract

The emergence of generative artificial intelligence (AI) presents new opportunities for innovation in the meat processing industry, which has traditionally relied on labor-intensive and manually controlled operations. This review explores the potential of generative AI—including models such as generative adversarial networks, variational autoencoders, large language models, and multimodal large language models—in transforming various aspects of meat processing, from quality prediction and process simulation to automated documentation and decision-making. By integrating generative AI with sensor data, imaging systems, and cloud-based platforms, meat processors can enhance predictive accuracy, streamline operations, and reduce waste through virtual testing and real-time optimization. Case studies illustrate the application of generative AI in simulating defects, forecasting spoilage, synthesizing training data, and summarizing production records. Additionally, the paper discusses key considerations such as ethical responsibility, food safety compliance, system transparency, and environmental sustainability. Although technical challenges remain—including domain-specific model training, system integration, and regulatory validation—generative AI holds significant promise in advancing intelligent and sustainable meat processing systems. Future research should focus on scalable deployment, human-AI collaboration, and interdisciplinary frameworks to guide responsible implementation. This review highlights the transformative potential of generative AI to reshape the meat industry through smarter, data-driven innovation.

**Keywords:** generative artificial intelligence, meat processing, digital twin, quality prediction, smart food manufacturing

### 서론

육가공 산업은 오랜 기간 동안 노동 집약적이고 반복적인 공정에 의존해왔으며 이는 품질의 일관성 부족, 작업자의 피로도 증가, 생산 효율성 저하 등 여러 문제로 이어졌다. 최근 COVID-19 팬데믹은 이러한 전통적인 공정 체계의 취약점을 여실히 드러냈고 이에 따라 식품산업 전반에서 자동화 및 지능화 기술에 대한 수요가 급격히 증가했다. 특히 식육 가공 산업은 위생관리와 품질관리에 대한 소비자의 요구가 점점 높아지고 있으며 생산 공정의 최적화와 스마트화를 통해 경쟁력을 확보하려는 노력이 활발히 이루어지고 있다.

한편 최근 인공지능(artificial intelligence, AI) 기술은 기존

의 규칙 기반 분석을 넘어서 복잡한 패턴을 스스로 학습하고 창의적으로 결과물을 생성하는 방향으로 발전하고 있다. 이러한 기술 중 하나인 생성형 AI(generative artificial intelligence)는 기존 데이터를 바탕으로 텍스트, 이미지, 영상 등 새로운 콘텐츠를 만들어내는 능력을 갖추고 있으며, 이는 기존의 예측 중심 AI 기술과는 다른 차원의 활용 가능성을 제시하고 있다. 생성형 AI는 의료, 금융, 디자인, 콘텐츠 산업에서 이미 광범위하게 활용되고 있으며 식품 산업에서도 제품 개발, 소비자 맞춤형 서비스, 공정 최적화 등 다양한 분야에 적용되고 있다 (Kuhl, 2025).

식육가공 분야에서는 이미지 기반 품질 평가, 공정 조건 최

\*Corresponding author : Hyeong Sang Kim. School of Animal Life Science, Hankyong National University, Anseong 17579, Korea. Tel: +82-31-670-5123, Fax: +82-31-670-5129, E-mail: dock-0307@hknu.ac.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

적화, 관능적 특성 예측, 불량률 저감 등 다양한 영역에서 생성형 AI의 활용 가능성이 논의되고 있으며, 기존 머신러닝 모델과의 융합을 통해 복잡적이고 동적인 공정 제어가 가능한 지능형 시스템 구축이 기대되고 있다(Song et al., 2025). 특히 생성형 AI는 기존에 존재하지 않는 새로운 시뮬레이션 데이터를 만들어내거나 학습 데이터가 부족한 상황에서 대안적 분석 수단으로 활용 가능하다는 점에서 육가공 산업의 디지털 전환에 있어 중요한 역할을 수행할 수 있다(Dhal and Kar, 2025).

본 리뷰는 현행 육가공 산업의 공정 체계와 품질관리 방식의 한계를 조망하고 생성형 AI 기술의 원리 및 구성 요소를 정리한 후 이를 식육가공 공정에 실제로 적용하거나 적용할 수 있는 가능성에 대해 기술하였다. 또한 생성형 AI를 활용한 품질 분석, 공정 최적화, 시뮬레이션 기반 시스템 구축 사례들을 중심으로 육가공 분야에서의 적용 현황을 고찰하였으며 AI 기술 활용에 따른 윤리적·사회적 쟁점 및 식품안전 관점에서의 고려 사항 또한 함께 논의하였다. 나아가 이러한 기술의 실질적 활용을 위한 기술 성숙도 분석과 미래 연구 방향에 대해 제안하였다. 또한 단순한 기술 소개를 넘어서 육가공 산업의 디지털 트랜스포메이션 관점에서 생성형 AI의 역할과 가치를 통합적으로 조망하는 데 그 목적이 있으며 향후 지능형 육가공 산업의 구현과 연구자 및 산업계의 전략 수립에 실질적 기여를 할 수 있는 이론적·응용적 기반을 제공하고자 하였다.

## 육가공 공정과 품질 관리 현황

육가공 공정은 도축된 원육부터 세절, 가공, 포장에 이르는 여러 단계로 구성되었으며 각 단계마다 품질관리와 효율성 확보가 관건이 되었다. 최근 연구에 따르면 자동화·로봇 시스템이 도입되면서 이러한 단계들이 점차 지능화되고 있다(Lyu et al., 2025). 예를 들어 센싱과 인식 모듈이 도입된 로봇 시스템은 도체의 형태를 파악하고 절단 경로를 실시간으로 생성하여 반자동 및 자동 분할이 가능해졌으며, 이는 반복 작업의 정확도와 생산성을 높이고 작업 환경 안전성을 강화하였다(Lyu et al., 2025). 이와 동시에 AI 기반 비파괴 검사 기술, 특히 근적외선 분광, 가변 스펙트럼 영상 및 다중 가스 센서 등의 센서 융합 기술이 육가공 품질 평가에 활용되기 시작했으며 이는 지방 함량, 신선도, 변질 여부 등을 빠르고 정확하게 예측하는 데 기여하였다(Sarker et al., 2024).

또한 최근 연구에서는 광학 센서와 머신러닝을 결합하여 이물질, 뼈조각, 불량부위 등을 자동으로 검출 및 제거할 수 있는 공정이 개발되고 있다(Ghimpeteanu et al., 2025). 예를 들어 초분광 이미지를 활용한 자동 선별 기술은 기존 육안 검사보다 높은 정확도를 보였으며, 동시에 비파괴 검사 방식으로 폐기물 발생량을 감소시켰다(Ghimpeteanu et al., 2025). 또한 슬라이딩 비전 기반 로봇 그리퍼가 개발되어 육류를 다루는 힘과 미끄럼

감지 센서를 통해 형태가 변형된 도체를 안정적으로 제어하는 사례가 등장했다(Takács et al., 2024).

육가공의 품질 관리와 안전성 확보를 위한 이러한 기술적 진보에도 불구하고 여전히 몇 가지 도전과제가 남아 있다. 첫째, 생물학적 다양성과 형태 변동성이 큰 도체를 일률적으로 처리하기 위해서는 고정밀 센서와 실시간 경로 수정 능력을 가진 제어 알고리즘이 필요하다(Lyu et al., 2025). 둘째, 산업 현장에 적용된 AI 기반 공정 제어 시스템은 다양한 품질 조건을 반영한 대규모의 라벨링된 학습 데이터를 필요로 하지만 아직까지 데이터셋 구축과 전처리 과정이 부족한 실정이다(Sarker et al., 2024). 셋째, 식품 안전 및 위생 규제(Hazard Analysis and Critical Control Point, HACCP) 준수, 데이터 프라이버시, 시스템 신뢰성 및 유지보수 등의 이슈가 자동화 시스템 확산을 저해하고 있다.

이처럼 육가공 공정은 로봇 기반 절단 시스템, AI 기반 품질 예측 센서, 이물질 검출 기술 등에서 비약적인 발전을 이루었으며, 이러한 기술들은 생산성 향상, 불량률 감소, 인적 요인에 의한 위험 최소화 등 여러 이점을 제공했다. 그러나 여전히 형태 다양성, 데이터 부족, 규제 준수 문제는 해결해야 할 과제로 남아 있으며 이를 바탕으로 생성형 AI를 포함한 고도화 기술의 적용 가능성을 모색할 필요가 있다.

## 생성형 AI 기술 개요

생성형 AI는 판별 중심 또는 예측 중심 AI와 달리 새로운 콘텐츠를 창출할 수 있는 모델로 정의된다. 이 기술은 입력 데이터의 패턴을 학습한 뒤 이를 바탕으로 유사하지만 독립적인 새로운 데이터를 생성하는 것을 목표로 한다. 대표적인 생성형 AI 모델에는 생성적 적대 신경망(generative adversarial networks, GANs), 변분 오토인코더(variational autoencoders, VAEs), 트랜스포머 기반 대규모 언어모델(large language models, LLMs), 그리고 멀티모달 대규모 언어 모델(multimodal large language models, MLLMs) 등이 포함된다(Brown et al., 2020; Goodfellow et al., 2020; Han et al., 2025; Kingma and Welling, 2019).

GAN은 생성자(generator)와 판별자(discriminator)의 경쟁 구조를 기반으로 고품질의 이미지나 영상 데이터를 생성할 수 있으며(Goodfellow et al., 2020), 이러한 특성은 최근 다양한 산업 분야에서 시뮬레이션 이미지 생성 및 데이터 보강 도구로 주목받고 있다. VAE는 고차원 데이터를 잠재공간(latent space)으로 압축하고 재구성하는 과정에서 노이즈를 통제할 수 있어 식품의 물리적 특성 시뮬레이션이나 관능 특성 예측 등에 유용한 것으로 평가되었다(Kingma and Welling, 2019). 최근에는 GPT 계열 모델과 같이 LLM이 각광받고 있으며 이러한 모델은 대량의 비정형 텍스트 데이터를 학습해 자연어 생성, 공정

기록 요약, 품질 보고서 작성 자동화 등에 활용될 수 있다 (Brown et al., 2020). 또한, 이러한 트랜스포머 기반 텍스트 생성 모델은 다른 생성형 기술과 결합해 이미지 생성, 영상 요약, 공정 지침서 작성 등 멀티모달 응용이 가능하다는 점에서 식품공학 분야에서도 높은 활용 가능성을 보인다(Han et al., 2025). 이러한 생성형 AI 모델들은 서로 다른 메커니즘과 장점을 바탕으로 식육가공의 다양한 공정에 활용될 수 있으며, 구체적인 특성과 적용 사례는 Table 1에 정리하였다. 또한, Fig. 1에 제시된 바와 같이, 입력 데이터는 생성형 AI 모듈(GANs, VAEs, LLMs, MLLMs 등)을 통해 시뮬레이션 또는 생성 데이터로 변환되며, 이는 품질 예측과 공정 제어를 수행하는 의사결정 시스템에 활용된다. 도출된 결과는 실시간 피드백 메커니즘을 통해 공정 조건 조정에 반영됨으로써, 데이터 기반 식육가공 시스템에서 생성형 AI의 통합적 역할을 개념적으로 도식화하였다.

생성형 AI는 데이터셋이 부족한 환경에서도 기존 데이터로부터 가상의 데이터를 생성하여 모델 학습을 지원할 수 있으며 특히 실제 실험을 수행하기 어려운 조건에서 시뮬레이션 기반

의 데이터 보강 및 테스트에 활용될 수 있다(Guo and Chen, 2024). 또한 육가공과 같이 제품의 외형, 색상, 질감, 포장 등의 감성적 요소가 중요하게 작용하는 산업에서는 생성형 AI를 활용해 다양한 소비자 맞춤형 설계가 가능하다는 점에서 새로운 차원의 제품 개발 전략 수단으로 인식되고 있다(Li et al., 2024a). 따라서 생성형 AI는 단순히 분석 도구로 기능하는 것을 넘어서 데이터를 창출하고 설계에 참여하는 능동적 기술로서의 전환을 예고하고 있으며, 이는 식품과학 및 육가공 기술 전반의 디지털 트랜스포메이션을 가속화할 수 있는 중요한 기술적 축이 되고 있다.

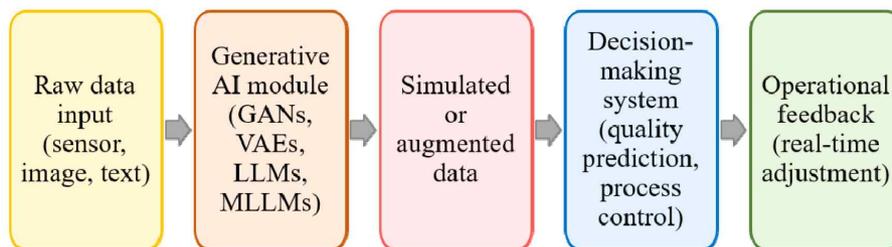
### 육가공 적용 사례 분석

#### 이미지 및 센서 기반 품질 예측

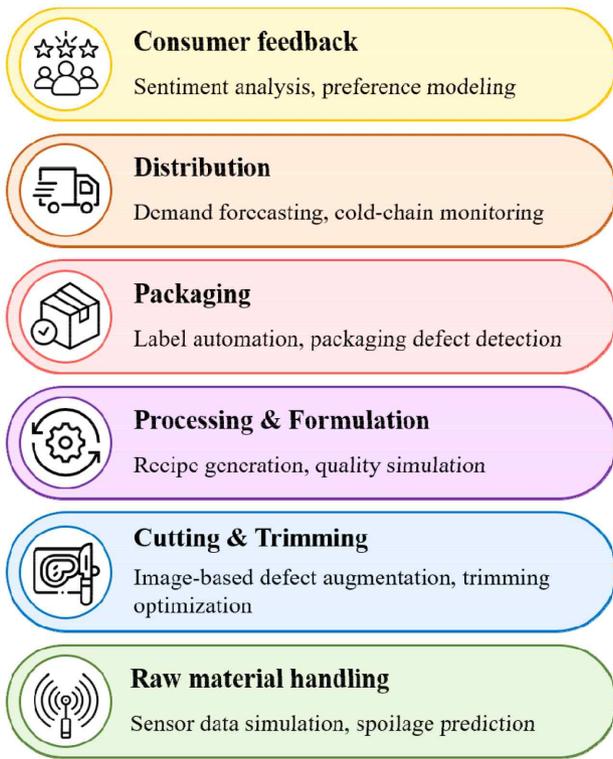
생성형 AI는 식육가공 밸류체인 다양한 단계에서 활용될 수 있으며, 대표적인 적용 분야는 Fig. 2에 정리된 바와 같다. 이 가운데, 이미지 및 센서 데이터를 기반으로 한 식육 품질 평

**Table 1.** Summary of generative AI models applicable to meat processing

Model type	Core mechanism	Strengths	Applications in meat processing	References
Generative adversarial networks (GANs)	Adversarial training between generator and discriminator	High-resolution image generation; defect simulation	Simulating meat surface defects for data augmentation and model training	Fu et al. (2023) Goodfellow et al. (2014) Lu et al. (2022)
Variational autoencoders (VAEs)	Latent space encoding with probabilistic reconstruction	Effective in simulating sensory attributes and structural variance	Generating synthetic quality profiles and 3D meat texture representations	Kench and Cooper (2021) Kingma and Welling (2019) Zhang et al. (2024b)
Large language models (LLMs)	Transformer-based sequence modeling	Automated report generation; summarization of unstructured data	Predicting quality trends from process records; real-time documentation	Brown et al. (2020) Li et al. (2024b) Raza et al. (2025)
Multimodal large language models (MLLMs)	Integration of textual, visual, and sensor data using transformers	Cross-modal learning; data fusion and flexible decision support	Real-time interpretation of sensor/image/text data in smart factories	Han et al. (2025) Piechocki et al. (2023) Zhang et al. (2024a)



**Fig. 1.** Conceptual framework for integrating generative AI into data-driven food processing systems. Data from Dhal and Kar (2025), Han et al. (2025).



**Fig. 2.** Potential applications of generative AI across the meat processing value chain. Data from Mikołajewska et al. (2025), Song et al. (2025).

가는 혁신적인 가능성을 제시하고 있으며, 특히 복잡한 형태를 가진 도체나 제품의 외관을 정량적으로 평가하는 데 있어 기존의 규칙 기반 알고리즘을 뛰어넘는 성능을 보여주고 있다. 기존의 육가공품 품질 분석은 주로 근적외선 분광, 초분광 이미

지, 전자코 센서, 물리적 색도계 등의 장비를 활용하여 데이터를 수집하고, 이 데이터를 기반으로 한 전통적 통계 분석이나 머신러닝 기법으로 품질을 판별해왔다. 그러나 이러한 방식은 수집 데이터의 패턴 다양성이나 복잡성에 따라 한계를 보이는 경우가 많았으며, 시각적 요소나 비정형 데이터를 다루는 데 있어 충분한 확장성을 가지지 못했다. 이러한 배경에서 생성형 AI는 고해상도 이미지 합성, 노이즈 제거, 데이터 증강 등 다양한 방식으로 품질 평가의 정확성과 유연성을 높일 수 있는 기술로 주목받고 있다(Abuhani et al., 2025). 이러한 맥락에서, 육류 산업에서의 전통적인 품질 예측 기법과 생성형 AI 기반 기법의 차이는 Table 2에 요약된 바와 같이 예측 정확도, 데이터 요구 조건, 실시간 처리 능력 등에서 본질적인 차이를 보인다.

이에 따라 생성형 AI, 특히 GAN 기반 이미지 생성 기술은 고품질 식품 이미지 합성, 외관 품질의 시뮬레이션 생성, 결점 탐지 학습에 활용되고 있다. Goodfellow 등(2014)이 처음 제안한 GAN 구조는 현재 단순한 이미지 생성을 넘어서, 실제와 구분이 어려운 수준의 고해상도 육류 이미지 시뮬레이션에도 활용되고 있으며, 이를 통해 결측 데이터를 보완하거나 비정상 품질 이미지를 다양하게 구성하여 학습용 데이터셋을 확장하는 데 유리하게 작용한다(Lu et al., 2022). 최근에는 conditional GAN을 활용해 품질 라벨에 따른 고해상도 식품 이미지를 자동 생성하거나, 실제 이미지 기반 결함을 조작한 합성 이미지를 활용해 품질 분류 모델의 성능과 강건성을 향상시키는 연구가 이루어지고 있다(Bird et al., 2022; Fu et al., 2023).

초분광 이미지 기반 분석에서는 생성형 AI를 통해 비가시 영역의 정보를 통합적으로 시각화하거나, 다양한 스펙트럼 조건에서 발생할 수 있는 신호 왜곡을 보정하는 기술이 제안되었

**Table 2.** Comparison of traditional vs. generative AI-based quality prediction in meat industry

Criteria	Traditional methods	Generative AI methods	References
Prediction accuracy	Moderate (rule-based or fixed statistical models)	High (learns complex patterns autonomously)	Abuhani et al. (2025) Sarker et al. (2024)
Adaptability to new data	Limited (manual updates required)	High (supports continuous learning and fine-tuning)	Song et al. (2025) Qi et al. (2023)
Data requirements	Requires structured, labeled datasets	Can utilize unlabeled or synthetic data for training	Guo and Chen (2024)
Real-time analysis	Low to moderate (depends on algorithm complexity)	High (enabled by optimized architectures and edge computing)	McCall (2025) Wang et al. (2025)
Explainability	High (interpretable regression/classification models)	Medium (varies with model type; ongoing XAI research)	Arrighi et al. (2025)
Simulation & augmentation	Not supported	Strong support through synthetic data generation and scenario modeling	Fu et al. (2023) Zhang et al. (2024a)

으며, 이러한 기술은 센서 데이터의 해상도 향상과 신뢰도 확보에 크게 기여하고 있다(Abuhani et al., 2025). 또한 다중 센서를 결합한 시스템에서는 생성형 AI가 서로 다른 센서로부터 얻은 비정형 데이터를 통합하여 대표적 품질 인덱스를 추출하거나, 라벨링 되지 않은 대규모 데이터를 기반으로 잠재 품질 특성을 예측하는 데 효과적으로 활용되고 있다(Piechocki et al., 2023).

시각 기반 품질 예측은 육류 절단면의 지방 분포, 색상 변화, 근섬유 조직의 분산 형태 등을 정량화하는 데 활용되고 있으며, 최근에는 생성형 AI를 이용해 이러한 조직 특성을 복원하거나 시뮬레이션 할 수 있는 모델 개발이 시도되고 있다. 특히, VAE와 GAN의 장점을 결합한 VAE-GAN은 잠재공간에서의 확률적 재구성고 고품질 이미지 생성을 동시에 구현할 수 있으며, SliceGAN은 제한된 2D 단면 이미지를 기반으로 3D 미세구조를 확장·재구성할 수 있는 모델로 제안된 바 있다. 이러한 모델들은 제한된 2D 이미지로부터 복잡한 3D 조직 구조를 재현하거나 다양한 절단 상태의 이미지를 생성함으로써, 제품별 품질 편차를 예측하는 데 효과적인 시뮬레이션 도구로 활용될 수 있다(Kench and Cooper, 2021).

요약하자면 이미지 및 센서 기반 품질 예측은 기존 머신러닝 기술에서 생성형 AI 기술로의 전환을 통해 학습 데이터 확장, 다중 센서 통합, 시뮬레이션 기반 품질 분석 등의 장점을 가지게 되었으며, 이는 육가공 산업에서 자동화 품질 관리의 정확도와 적용 가능성을 획기적으로 향상시키는 기반이 되고 있다.

### 텍스트 기반 공정 제어 및 예측

생성형 AI는 이미지나 센서 기반 응용뿐만 아니라 텍스트 데이터를 활용한 공정 제어 및 예측 영역에서도 유의미한 활용 가능성을 보여주고 있다(Brown et al., 2020). 특히 육가공 분야는 공정 기록, 작업지시서, 품질 검사표, HACCP 문서 등 다양한 형태의 비정형 텍스트 데이터를 다량 보유하고 있으며 이러한 데이터를 기반으로 하는 자동화 및 의사결정 시스템 구축이 중요한 과제로 부상하고 있다(Li et al., 2024b). 최근에는 LLM을 활용하여 기존의 복잡한 공정 흐름을 학습하고 공정 중 발생 가능한 이상 상황을 조기에 예측하거나, 품질 편차의 원인을 문서 기반으로 추적하는 시스템이 제안되고 있다(Guan et al., 2025; Russell-Gilbert et al., 2024).

LLM은 수천만 개의 문장과 용어를 기반으로 학습된 자연어 처리 엔진으로 구성되며 특히 GPT, BERT, T5 등의 구조는 다양한 산업 분야에서 텍스트 생성, 분류, 요약, 질문응답 등의 기능을 수행할 수 있도록 발전해왔다(Raza et al., 2025). 육가공 산업에서는 공정 데이터를 요약하거나 작업자 기록을 분석하여 품질 이상 원인을 추적하고 이를 자동 보고서로 생성하는 데 활용되고 있으며, AI가 실시간으로 품질 편차와 관련된 텍

스트 데이터를 해석하여 품질정보 시스템을 구축하는 연구도 보고되고 있다(Song et al., 2025).

최근 연구에 따르면, 제조업 현장에서는 과거 생산기록, 클레임 보고서, 검사 결과 등 다양한 형태의 텍스트 데이터를 생성형 AI 기술로 통합 분석하여, 주요 공정 조건에 따른 불량률을 예측하거나 이상 징후를 조기에 탐지하고, 그 결과를 자연어 형태로 요약하여 관리자에게 자동 제공하는 지능형 품질관리 시스템이 제안되고 있다(Bernabei et al., 2022; Li et al., 2024b; Shafiee, 2025). 또한 공정 단계별 가변 인자를 학습한 후, “온도가 3도 이상 상승할 경우 수분손실이 2% 증가할 확률은 80%입니다”와 같은 자연어 기반 예측 문장으로 제공함으로써 작업자의 이해도를 높이고 대응 시간을 단축시키는 데 기여하고 있다(Li et al., 2024a).

텍스트 기반 생성형 AI는 또한 다양한 작업지시서나 가이드 문서를 생성하는 데 활용될 수 있으며, 특히 신입 작업자나 비숙련자에게 일관된 교육자료를 제공하기 위한 자동화된 문서 생성 기능은 스마트팩토리 도입에 있어 필수적인 요소로 간주된다(Freire et al., 2024). 더욱이 텍스트-이미지 결합 모델은 문장 입력만으로 육가공 공정 절차의 이미지나 도식화 자료를 생성하는 데 응용될 수 있으며, 실제로 소규모 데이터셋을 활용하여 미세구조를 복원·증강하는 시각적 생성 모델이 제시된 바 있다(Zhang et al., 2024b). 이러한 접근은 복잡한 육가공 공정의 구조적 특성을 제한된 데이터 환경에서도 효과적으로 시각화할 수 있는 가능성을 보여준다.

결론적으로 텍스트 기반 생성형 AI는 식육가공 분야에서 공정 데이터의 해석과 예측을 자동화하는 핵심 기술로 작용하고 있으며 품질관리, 공정 최적화, 문서 자동화 등의 영역에서 산업 전반의 업무 효율성 제고에 실질적 기여를 하고 있다.

### 자동화 클라우드-디지털 트윈 플랫폼

육가공 산업은 최근 들어 클라우드 기반 스마트팩토리 시스템과 디지털 트윈 기술을 중심으로 한 고도화 전략을 추진하고 있으며 이 과정에서 생성형 AI가 핵심 기술로 통합되는 사례가 증가하고 있다. 디지털 트윈은 물리적 공정이나 설비의 동작 상태를 실시간으로 가상공간에 복제하여 시뮬레이션하고 예측 분석할 수 있는 기술로 정의되며, 클라우드 컴퓨팅 기술과 결합될 경우 지역 제한 없이 육가공 공정을 감시하고 제어할 수 있는 유연한 산업 플랫폼 구현이 가능해진다(Abdurrahman and Ferrari, 2025). 생성형 AI는 디지털 트윈 시스템 내에서 가상의 센서 데이터를 생성하거나 공정별 결과 예측 모델을 구성하는 역할을 수행하고 있으며, 실시간 데이터 부족 문제를 보완하고 시뮬레이션 정확도를 향상시키는 데 기여하고 있다(Mikołajewska et al., 2025).

디지털 트윈은 물리적 공정이나 설비의 동작 상태를 가상

공간에 실시간으로 복제하여 시뮬레이션과 예측 분석을 수행하는 기술로, 식육가공 산업에서는 기계의 작동 상태, 온습도 변화, 제품 이동 경로, 품질 변화 양상 등을 모사한다 (Abdurrahman and Ferrari, 2025). 이러한 기술은 생산 현장의 복잡성과 변동성으로 인한 공정 불안정성을 사전에 감지하고 운영 효율성을 높이기 위해 필요하며, 실제로 센서 데이터를 기반으로 이상 상황을 조기 경고하거나 생산 조건을 최적화하는 수단으로 활용되어 품질 일관성 확보와 자원 절감에 기여한다 (Abdurrahman and Ferrari, 2025). 생성형 AI는 디지털 트윈 환경에서 보완적 역할을 수행하며, 과거 데이터 패턴을 학습해 센서 이상, 공정 오류, 제품 불량과 같은 위험 요소를 가상 시나리오로 제시하고 운영자의 의사결정을 지원한다. 예를 들어 특정 육제품의 냉각 공정에서 온도나 습도가 기준치를 벗어날 경우, 생성형 AI는 조직감 변화나 미생물 증가 양상을 시뮬레이션하고 사전 알람을 제공하는 시스템이 제안된 바 있다 (Mikolajewska et al., 2025).

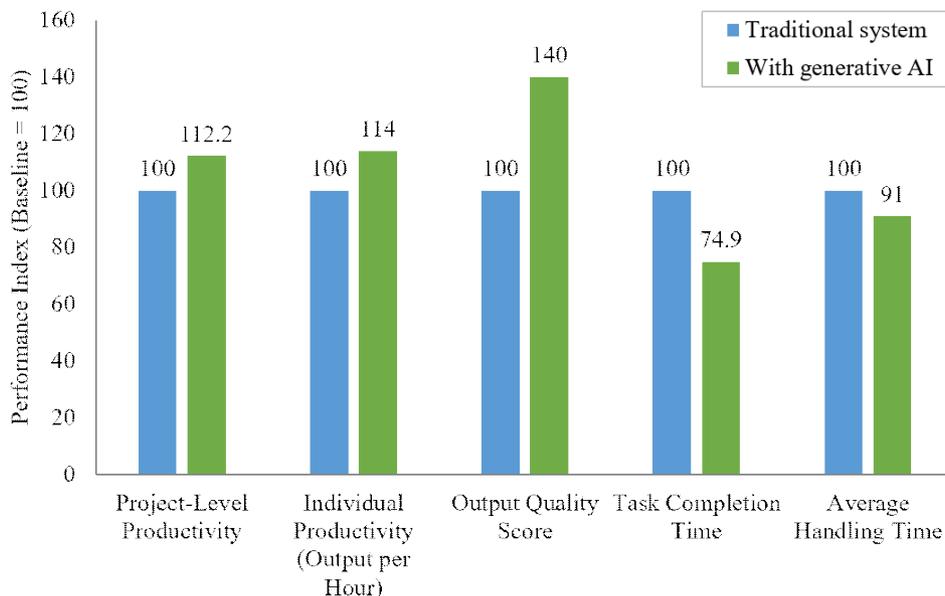
또한 생성형 AI는 디지털 트윈 기반 공정 설계 시 수십 가지 공정 조건 조합에 대해 실제 테스트 없이 가상의 품질 결과 데이터를 생성할 수 있으며, 이 데이터를 바탕으로 최적 공정 조건을 제안하거나 신규 제품 개발 공정을 단축시키는 데 활용되고 있다 (Khdoudi et al., 2024; Yin et al., 2024). 이러한 접근은 특히 맞춤형 고부가가치 육가공 제품을 개발하거나 기존 제품의 제조 공정을 개선할 때 반복적인 실험 과정에서 발생하는 시간과 비용을 효과적으로 절감할 수 있는 수단으로 주목받고 있다. 아울러, 생성형 AI와 디지털 트윈을 통합한 클라우드 기

반 플랫폼은 이러한 시뮬레이션 결과를 작업자에게 실시간으로 시각화해 제공함으로써 사용자 중심의 인터페이스를 강화하고, 다수 작업자가 동시에 정보를 공유하고 협력할 수 있는 공정 제어 환경을 가능하게 하는 데 기여하고 있다 (Abdurrahman and Ferrari, 2025).

즉, 클라우드-디지털 트윈 기반 시스템에서 생성형 AI는 공정 예측, 시뮬레이션 데이터 생성, 가상 실험 설계 등 다양한 기능을 통해 육가공 산업의 전반적인 자동화 수준을 고도화하는 데 기여하고 있으며, 이는 생산성 향상뿐만 아니라 안전성과 유연성 확보 측면에서도 중대한 전환점이 되고 있다. 이러한 변화는 Fig. 3에서 제시된 주요 성능 지표 비교를 통해 정량적으로 확인할 수 있다.

### 윤리·안전·지속가능성 고려사항

생성형 AI가 육가공 산업에 적용됨에 따라 윤리적 고려사항과 식품 안전성, 그리고 지속가능성과 관련된 논의가 필수적으로 수반되고 있다. 먼저 윤리적 측면에서는 생성형 AI의 결과물에 대한 책임 소재와 투명성이 핵심 쟁점으로 부각되고 있다. 특히 품질 예측이나 공정 제어에 AI가 실질적 판단 주체로 개입할 경우, 결과에 대한 법적 책임이 운영자, 개발자, 혹은 알고리즘 자체에 귀속되는지를 명확히 규정할 필요가 있다 (Manning et al., 2022). 이러한 책임 소재 불명확성은 식품 위생 사고 발생 시 대응체계의 혼란을 초래할 수 있으며, 따라서 생성형 AI 기반 시스템은 모델의 의사결정 과정을 이해 가능한 형태로 제시할 수 있는 설명 가능성(explainability)과 산출된 결과의 근



**Fig. 3.** Impact of generative AI adoption on productivity and operational efficiency. Values are normalized to the conventional system (baseline = 100) and adapted from reported applications of artificial intelligence. Data from Brynjolfsson et al. (2025), Dell'Acqua (2023).

거와 처리 과정을 추적·검증할 수 있는 결과 추적 가능성 (traceability)을 내재화한 설계가 요구된다(Arrighi et al., 2025; Dimitrakopoulou and Garre, 2025). 더불어 식품 안전 확보를 위한 AI 시스템은 데이터 품질과 투명한 알고리즘 설계 원칙을 기반으로 하여야 하며, 사람의 개입(human-in-the-loop)을 포함한 책임 있는 설계가 강조되고 있다(Yang et al., 2025).

데이터 측면에서는 HACCP 데이터, 공정 조건, 센서 결과, 소비자 클레임 등 식품산업 특유의 민감한 정보들이 학습 자료로 활용되면서 데이터 프라이버시와 보안 문제가 대두되고 있다. 특히 클라우드 기반의 생성형 AI 플랫폼이 보편화될 경우, 산업 기밀이 외부 유출될 가능성이나 AI가 비인가 데이터로부터 새로운 정보를 생성하는 ‘할루시네이션(hallucination)’ 현상에 대한 우려도 제기되고 있다(Christakis, 2024). 따라서 데이터 관리체계의 강화 및 AI 활용 범위에 대한 명확한 가이드라인 마련이 필요하며, general data protection regulation(GDPR)과 같은 국제 개인정보 보호법과도 정합성을 갖추는 방향으로 설계되어야 한다(Demirer et al., 2024; Truong et al., 2021).

식품 안전성과 관련해서는 생성형 AI가 실시간 품질 예측이나 불량 감지 시스템의 일부로 활용되는 경우, 허위 음성(false negative) 판별로 인해 부적절한 제품이 유통되는 위험을 사전에 차단할 수 있는 이중 검증 체계의 필요성이 강조되고 있다(Dimitrakopoulou and Garre, 2025). 또한 AI가 학습한 품질 기준이 과거 데이터에만 기반할 경우 새로운 변종이나 원재료 특성을 반영하지 못할 가능성이 있으므로 지속적인 데이터 업데이트와 검증이 동반되어야 한다(Gaye et al., 2025). 이를 위해 AI 시스템을 HACCP 체계에 통합할 수 있도록 국제 표준화 작업이 필요하며, 식품의약품안전처 등 관련 규제 기관과의 협업이 요구된다(Revelou et al., 2025).

한편 생성형 AI의 활용은 지속가능한 육가공 체계를 구축하는 데에도 긍정적인 기여를 할 수 있다. 예를 들어, 머신러닝 기반의 가상 실험 및 품질 예측 기술을 통해 반복적인 실제 실험을 줄이고, 자원의 낭비를 최소화할 수 있다(Rakholia et al., 2025). 또한 공정 중 실시간 불량 감지 및 품질 분류에 생성형 AI를 적용하면 불량률을 감소시켜 폐기물 발생을 줄이고, 이로 인해 공정 효율화와 에너지 소비 절감, 더 나아가 온실가스 배출 저감에도 기여할 수 있다(Amani and Sarkodie, 2022). 더불어 AI 기반의 소비자 기호 분석 및 맞춤형 제품 설계는 수요 예측의 정확도를 높여 과잉 생산과 잉여 폐기를 줄이는 데 효과적이다. 최근 연구에 따르면 냉장 유통(콜드체인) 물류에서 IoT 센서 기반 데이터와 자기회귀 통합 이동 평균 모델 (autoregressive integrated moving average, ARIMA), 다중 회귀 모델(multiple linear regression, MLR)을 활용한 AI 예측 시스템은 예측 정확도를 15%-20% 향상시켜 재고 불일치와 폐기량을 실질적으로 감소시킨다고 보고하였다(Fatorachian and Pawar, 2025). 또한, AI 및 빅데이터 기반 예측 분석을 통해 공급망 최적화와 의사결정이 강화됨으로써 식품 공급 체인에서의 낭비를 억제할 수 있다(Onyeaka et al., 2023). 특히 세포배 양육 개발과 같은 차세대 식품 분야에서는 머신러닝이 반복 실험

**Table 3.** Ethical, safety, and sustainability considerations in applying generative AI to meat processing

Category	Key issues	Recommended strategies	References
Ethical responsibility	Ambiguity in accountability for AI-generated decisions and outputs	Establish clear regulatory frameworks for AI accountability and liability	Dimitrakopoulou and Garre (2025) Manning et al. (2022)
Data privacy and security	Exposure of sensitive operational and quality data; hallucination risks	Implement encryption, access control, and compliance with data protection laws (e.g., GDPR)	Christakis (2024) Demirer et al. (2024)
Food safety compliance	Integration with HACCP systems and avoidance of false negatives	Embed AI within certified food safety protocols with redundancy mechanisms	Gaye et al. (2025) Revelou et al. (2025)
System transparency	Difficulty in interpreting black-box AI models and tracing decisions	Use explainable AI (XAI) methods and maintain audit trails	Arrighi et al. (2025)
Environmental impact	Energy and resource waste in over-processing or trial-and-error cycles	Utilize AI-based simulation and optimization to reduce waste and emissions	Amani and Sarkodie (2022) Rakholia et al. (2025)
Workforce implications	Resistance to AI adoption; skill gaps among operators	Provide structured retraining programs and inclusive AI deployment planning	Freire et al. (2024) Song et al. (2025)

GDPR, general data protection regulation; HACCP, Hazard Analysis and Critical Control Point.

협을 줄이고 실험 자원 활용을 효율화하는 데 기여할 수 있으며, 이는 R&D 단계에서의 자원 낭비 감소 및 시간 절감으로 이어질 수 있다(Todhunter et al., 2024). 위에서 논의한 바와 같이, 생성형 AI의 도입은 단순한 기술적 선택을 넘어 윤리적 책임, 데이터 보안, 안전성 규제, 시스템 투명성 등 다양한 고려사항과 맞물려 있으며, 이러한 요소들을 Table 3에 정리하였다.

종합적으로 생성형 AI의 도입은 육가공 산업의 경쟁력 강화를 위한 기술적 도약과 동시에, 그로 인해 발생할 수 있는 윤리적, 법적, 안전성 이슈에 대해 사전적으로 충분한 대응 전략이 마련되어야 하며, 지속가능한 식품산업 구현을 위한 기술-사회적 통합 접근이 요구된다.

## 향후 연구 방향

향후 생성형 AI를 육가공 산업에 보다 효과적으로 통합하기 위해서는 기술적-산업적-제도적 측면에서 여러 구체적인 연구 과제가 남아 있다. 첫째, 생성형 AI의 신뢰성과 정확도를 향상시키기 위해 식육가공 도메인에 특화된 학습 모델 개발이 필수적이다. 일반적인 생성형 AI는 범용 언어 또는 이미지 데이터를 기반으로 훈련되어 있어 식육가공 분야의 전문 용어, 절차, 품질 기준을 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다(Li et al., 2025). 이에 따라 육가공 공정 데이터에 기반한 사전학습(pretraining) 및 전이학습(fine-tuning) 기반 특화형 모델을 구축할 필요가 있다. 예를 들어 공정 중 발생하는 온도-습도 변화나 가열-냉각 단계의 데이터를 학습에 활용하고, 이후 특정 제품의 품질 예측에 맞추어 전이학습을 적용할 수 있다. 이러한 접근을 통해 보다 정밀한 품질 예측과 공정 제어가 가능해질 것이다(Qi et al., 2023; Yang et al., 2025). 이러한 접근을 통해 보다 정밀한 품질 예측과 공정 제어가 가능해질 것이다(Qi et al., 2023; Yang et al., 2025).

둘째, 실제 산업 현장에서의 적용 가능성을 높이기 위해 생성형 AI의 실시간 연산 효율성과 경량화 기술에 대한 연구가 요구된다. 현재의 대형 모델은 높은 연산 자원과 전력 소모를 수반하며, 이는 일반 식육가공 공장의 운영 환경에서 실용성이 떨어지는 요인이 된다(McCall, 2025). 따라서 클라우드 엣지 연산 기반의 분산처리 구조, 소형화 모델(distilled model) 개발, 계산 비용 최소화를 위한 알고리즘 최적화 등의 기술이 병행되어야 한다(Jiang et al., 2025; Wang et al., 2025).

셋째, 공정 모니터링 및 품질 예측을 위한 생성형 AI와 기존 제어시스템 간의 통합 기술 개발이 필요하다. 현재 생성형 AI는 주로 독립적인 분석 시스템으로 작동하는 경우가 많지만, 실제 산업 응용을 위해서는 센서 네트워크, manufacturing execution system(MES), enterprise resource planning(ERP) 시스템 등 기존의 식품공정 관리 플랫폼과의 연동이 필수적이다. 이를 위해 생성형 AI의 출력값을 실시간 제어변수로 전환할 수

있는 인터페이스 프로토콜 설계 및 상호운용성 확보가 중요한 과제가 될 것이다(Jiang et al., 2025; Sinha and Lee, 2024).

넷째, 생성형 AI를 활용한 육가공 기술이 산업 현장에서 신뢰를 얻기 위해서는 객관적인 성능 검증과 법적 규제 기반의 평가 체계 수립이 필요하다. 특히 품질 판별 결과나 공정 조건 예측 결과가 안전성과 직결되는 경우에는 생성된 결과물에 대한 표준화된 성능 기준, 시험법, 인증제도가 마련되어야 하며 이를 통해 소비자와 식품안전 당국의 신뢰를 확보할 수 있다(Dhal and Kar, 2025).

마지막으로 사회적 수용성 확보를 위한 다학제적 접근이 필요하다. 생성형 AI는 데이터 기반 기술인 만큼 기술 자체의 우수성 외에도 사용자의 이해도, 조직의 수용성, 소비자의 신뢰도 등이 상용화 여부에 큰 영향을 미치게 된다. 따라서 식품공학, 데이터과학, 윤리학, 법학 등 다양한 분야와의 협업을 통해 생성형 AI 기술의 책임성과 투명성을 확보하고 지속가능한 육가공 시스템의 구현으로 연결시키는 방향으로의 연구가 지속되어야 한다(Xia et al., 2024).

## 결론

생성형 AI의 등장은 육가공 산업의 디지털 전환에 있어 새로운 전기를 마련하고 있으며 품질 예측, 공정 제어, 시뮬레이션 설계, 데이터 생성 등 다양한 영역에서 기존 기술의 한계를 넘어서는 적용 가능성을 제시하고 있다. 본 리뷰에서는 생성형 AI의 기본 원리와 기술적 구조를 살펴보고, 이를 기반으로 한 이미지 및 센서 데이터 분석, 텍스트 기반 공정 제어, 디지털 트윈 통합 등 주요 응용 사례를 분석하였다. 그 결과 생성형 AI는 기존 자동화 기술의 한계를 넘어서며 데이터 중심의 지능형 의사결정을 가능케 하는 핵심 기술로 부상하고 있음을 확인할 수 있었다.

특히 식육가공 산업과 같이 비정형 정보가 많고 생물학적 변이가 큰 분야에서 생성형 AI는 데이터 확장성과 시뮬레이션 능력을 바탕으로 공정의 정밀도와 유연성을 동시에 확보할 수 있는 장점을 제공한다. 또한 가상 실험 기반 제품 개발, 이상 감지 자동화, 설명 가능한 공정 예측 등 다양한 방식으로 산업 현장에 접목될 수 있으며 이는 품질 향상, 생산성 제고, 자원 절감과 같은 실질적 효과로 연결될 수 있다.

그러나 기술의 잠재력에도 불구하고 현장 적용을 위한 구조적 기반은 아직 미흡한 부분이 많다. 도메인 특화 데이터 확보, 계산 효율화, 시스템 연동성, 윤리적-법적 검토, 사용자 수용성 확보 등 해결해야 할 과제가 여전히 남아 있다. 이에 따라 향후에는 기술적 고도화뿐만 아니라 산업적 맥락과의 정합성을 고려한 통합 전략이 필요하며, 이를 위한 다학제적 연구와 정책적 지원이 병행되어야 할 것이다.

결론적으로 생성형 AI는 육가공 산업이 직면한 인력 의존,

품질 편차, 생산 효율성 저하 등의 문제를 근본적으로 해결할 수 있는 혁신 수단으로 작용할 수 있으며, 향후 지속가능하고 지능화된 식육가공 체계의 실현에 있어 핵심적인 역할을 수행할 것으로 기대된다.

## Conflicts of Interest

The authors declare no potential conflict of interest.

## Acknowledgments

Not applicable.

## Ethics Approval

This article does not require IRB/IACUC approval because there are no human and animal participants.

## Author Contributions

Conceptualization: Kim HS.

Data curation: Shin JY.

Formal analysis: Shin JY.

Methodology: Shin JY, Kim HS.

Software: Shin JY.

Validation: Kim HS.

Investigation: Shin JY.

Writing-original draft: Shin JY, Kim HS.

Writing-review & editing: Shin JY, Kim HS.

## Author Information

Ju Yi Shin (Ph. D. Candidate, Hankyong National University)

<https://orcid.org/0009-0008-1532-7045>

Hyeong Sang Kim

(Associate Professor, Hankyong National University)

<https://orcid.org/0000-0001-7054-2989>

## References

- Abdurrahman EEM, Ferrari G. 2025. Digital twin applications in the food industry: A review. *Front Sustain Food Syst* 9:1538375.
- Abuhani DA, Zualkernan I, Aldamani R, Alshafai M. 2025. Generative artificial intelligence for hyperspectral sensor data: A review. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens* 18:6422-6439.
- Amani MA, Sarkodie SA. 2022. Mitigating spread of contamination in meat supply chain management using deep learning. *Sci Rep* 12:5037.
- Arrighi L, de Moraes IA, Zullich M, Simonato M, Barbin DF, Junior SB. 2025. Explainable artificial intelligence techniques for interpretation of food datasets: A review. *arXiv (preprint) arXiv:2504.10527*.
- Bernabei M, Colabianchi S, Costantino F. 2022. Natural language processing applications in manufacturing: A systematic literature review. 27th Summer School Francesco Turco, Rome, Italy.
- Bird JJ, Barnes CM, Manso LJ, Ekárt A, Faria DR. 2022. Fruit quality and defect image classification with conditional GAN data augmentation. *Sci Hortic* 293:110684.
- Brown TB, Mann B, Ryder N, Subbiah M, Kaplan J, Dhariwal P, Neelakantan A, Shyam P, Sastry G, Askell A, Agarwal S, Herbert-Voss A, Krueger G, Henighan T, Child R, Ramesh A, Ziegler DM, Wu J, Winter C, Hesse C, Chen M, Sigler E, Litwin M, Gray S, Chess B, Clark J, Berner C, McCandlish S, Radford A, Sutskever I, Amodei D. 2020. Language models are few-shot learners. 34<sup>th</sup> Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020), Vancouver, Canada.
- Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. 2025. Generative AI at work. *Q J Econ* 140:889-942.
- Christakis T. 2024. AI hallucinations and data subject rights under the GDPR: Regulatory perspectives and industry responses. Available from: <https://hal.univ-grenoble-alpes.fr/hal-04844898>. Accessed at Jun 25. 2025.
- Dell'Acqua F, McFowland E III, Mollick ER, Lifshitz-Assaf H, Kellogg KC, Rajendran S, Kraye L, Candelon F, Lakhani KR. 2023. Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. Harvard business school technology & operations mgt. Unit working paper No. 24-013.
- Demirer M, Jiménez-Hernández D, Li D, Peng S. 2024. Data, privacy laws and firm production: Evidence from the GDPR (No. w32146). National Bureau of Economic Research. Available from: [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w32146/w32146.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w32146/w32146.pdf). Accessed at Jun 20. 2025.
- Dhal SB, Kar D. 2025. Leveraging artificial intelligence and advanced food processing techniques for enhanced food safety, quality, and security: A comprehensive review.

- Discov Appl Sci 7:75.
- Dimitrakopoulou ME, Garre A. 2025. AI's intelligence for improving food safety: Only as strong as the data that feeds it. *Curr Food Sci Technol Rep* 3:15.
- Fatorachian H, Pawar K. 2025. Sustainable cold chain management: An evaluation of predictive waste management models. *Appl Sci* 15:1-20.
- Freire SK, Wang C, Foosherian M, Wellsandt S, Ruiz-Arenas S, Niforatos E. 2024. Knowledge sharing in manufacturing using LLM-powered tools: User study and model benchmarking. *Front Artif Intell* 7:1293084.
- Fu W, Han Y, He J, Baireddy S, Gupta M, Zhu F. 2023. Conditional synthetic food image generation. *arXiv (preprint) arXiv:2303.09005*.
- Gaye A, Paflo BN, Oware DA. 2025. Assessing the reliability of AI-driven predictive models in food safety risk management. *Comput Sci IT Res J* 6:49-58.
- Ghimpeteanu G, Rajani H, Quintana J, Garcia R. 2025. Hyperspectral imaging for identifying foreign objects on pork belly. *arXiv (preprint) arXiv:2503.16086*.
- Goodfellow IJ, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A, Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets. *Adv Neural Inf Process Syst* 27:1-9.
- Goodfellow IJ, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville A, Bengio Y. 2020. Generative adversarial networks. *Commun ACM* 63:139-144.
- Guan W, Cao J, Gao J, Zhao H, Qian S. 2025. DABL: Detecting semantic anomalies in business processes using large language models. *Proc AAAI Conf Artif Intell* 39:11735-11744.
- Guo X, Chen Y. 2024. Generative AI for synthetic data generation: Methods, challenges and the future. *arXiv (preprint) arXiv:2403.04190*.
- Han L, Mubarak A, Baimagambetov A, Polatidis N, Baker T. 2025. A survey of generative categories and techniques in multimodal large language models. *arXiv (preprint) arXiv:2506.10016*.
- Jiang D, Shen Z, Zheng Q, Zhang T, Xiang W, Jin J. 2025. Farm-LightSeek: An edge-centric multimodal agricultural IoT data analytics framework with lightweight LLMs. *IEEE Internet Things Mag* 8:72-79.
- Kench S, Cooper SJ. 2021. Generating 3D structures from a 2D slice with GAN-based dimensionality expansion. *arXiv (preprint) arXiv:2102.07708*.
- Khdoudi A, Masrouf T, El Hassani I, El Mazgualdi C. 2024. A deep-reinforcement-learning-based digital twin for manufacturing process optimization. *Systems* 12:38.
- Kingma DP, Welling M. 2019. An introduction to variational autoencoders. *Found Trends Mach Learn* 12:307-392.
- Kuhl E. 2025. AI for food: Accelerating and democratizing discovery and innovation. *npj Sci Food* 9:82.
- Li H, Ni J, Yang F. 2024a. Product design using generative adversarial network: Incorporating consumer preference and external data. *arXiv (preprint) arXiv:2405.15929*.
- Li H, Wu H, Li Q, Zhao C. 2025. A review on enhancing agricultural intelligence with large language models. *Artif Intell Agric* 15:671-685.
- Li Y, Zhao H, Jiang H, Pan Y, Liu Z, Wu Z, Shu P, Tian J, Yang T, Xu S, Lyu Y, Blenk P, Pence J, Rupram J, Banu E, Liu N, Wang L, Song W, Zhai X, Song K, Zhu D, Li B, Wang X, Liu T. 2024b. Large language models for manufacturing. *arXiv (preprint) arXiv:2410.21418*.
- Lu Y, Chen D, Olaniyi E, Huang Y. 2022. Generative adversarial networks (GANs) for image augmentation in agriculture: A systematic review. *Comput Electron Agric* 200:107208.
- Lyu Y, Wu F, Wang Q, Liu G, Zhang Y, Jiang H, Zhou M. 2025. A review of robotic and automated systems in meat processing. *Front Robot AI* 12:1578318.
- Manning L, Brewer S, Craigon PJ, Frey J, Gutierrez A, Jacobs N, Kanza S, Munday S, Sacks J, Pearson S. 2022. Artificial intelligence and ethics within the food sector: Developing a common language for technology adoption across the supply chain. *Trends Food Sci Technol* 125: 33-42.
- McCall A. 2025. Edge AI: Challenges and opportunities in real-time processing. Available from: <https://link24.kr/GZxk6x8>. Accessed at Jun 29. 2025.
- Mikołajewska E, Mikołajewski D, Mikołajczyk T, Paczkowski T. 2025. Generative AI in AI-based digital twins for fault diagnosis for predictive maintenance in industry 4.0/5.0. *Appl Sci* 15:3166.
- Onyeaka H, Tamasiga P, Nwuzoma UM, Miri T, Juliet UC, Nwaiwu O, Akinsemolu AA. 2023. Using artificial intelligence to tackle food waste and enhance the circular economy: Maximising resource efficiency and minimising environmental impact: A review. *Sustainability* 15:10482.
- Piechocki RJ, Wang X, Bocus MJ. 2023. Multimodal sensor

- fusion in the latent representation space. *Sci Rep* 13:2005.
- Qi Z, Yu Y, Tu M, Tan J, Huang Y. 2023. Foodgpt: A large language model in food testing domain with incremental pre-training and knowledge graph prompt. *arXiv (preprint) arXiv:2308.10173*.
- Rakholia R, Suárez-Cetrulo AL, Singh M, Carbajo RS. 2025. AI-driven meat food drying time prediction for resource optimization and production planning in smart manufacturing. *IEEE Access* 13:22420-22428.
- Raza M, Jahangir Z, Riaz MB, Saeed MJ, Sattar MA. 2025. Industrial applications of large language models. *Sci Rep* 15:13755.
- Revelou PK, Tsakali E, Batrinou A, Strati IF. 2025. Applications of machine learning in food safety and HACCP monitoring of animal-source foods. *Foods* 14:922.
- Russell-Gilbert A, Sommers A, Thompson A, Cummins L, Mittal S, Rahimi S, Seale M, Joseph J, Arnold T, Church J. 2024. AAD-LLM: Adaptive anomaly detection using large language models. 2024 IEEE International Conference on Big Data (BigData), Washington, DC, USA. pp 4194-4203.
- Sarker T, Deen RA, Ghosh D, Mia N, Rahman MM, Hashem MA. 2024. AI driven approach and NIRS: A review on meat quality and safety. *Meat Res* 4:105.
- Shafiee S. 2025. Generative AI in manufacturing: A literature review of recent applications and future prospects. *Procedia CIRP* 132:1-6.
- Sinha S, Lee YM. 2024. Challenges with developing and deploying AI models and applications in industrial systems. *Discov Artif Intell* 4:55.
- Song X, Zhang X, Dong G, Ding H, Cui X, Han Y, Huang H, Wang L. 2025. AI in food industry automation: Applications and challenges. *Front Sustain Food Syst* 9:1575430.
- Takács K, Takács B, Garamvölgyi T, Tarsoly S, Alexy M, Móga K, Rudas IJ, Galambos P, Haidegger T. 2024. Sensor-enhanced smart gripper development for automated meat processing. *Sensors* 24:4631.
- Todhunter ME, Jubair S, Verma R, Saqe R, Shen K, Duffy B. 2024. Artificial intelligence and machine learning applications for cultured meat. *Front Artif Intell* 7:1424012.
- Truong N, Sun K, Wang S, Guitton F, Guo Y. 2021. Privacy preservation in federated learning: An insightful survey from the GDPR perspective. *Comput Secur* 110:102402.
- Wang T, Guo J, Zhang B, Yang G, Li D. 2025. Deploying AI on edge: Advancement and challenges in edge intelligence. *Mathematics* 13:1878.
- Xia T, Shen X, Li L. 2024. Is AI food a gimmick or the future direction of food production?—Predicting consumers' willingness to buy AI food based on cognitive trust and affective trust. *Foods* 13:2983.
- Yang H, Jiao W, Zouyi L, Diao H, Xia S. 2025. Artificial intelligence in the food industry: Innovations and applications. *Discov Artif Intell* 5:60.
- Yin Y, Wang L, Hoang DT, Wang W, Niyato D. 2024. Sparse attention-driven quality prediction for production process optimization in digital twins. *IEEE Internet Things J* 11:38569-38584.
- Zhang L, Eger S, Cheng Y, Zhai W, Belouadi J, Leiter C, Ponzetto SP, Moafian F, Zhao Z. 2024a. ScImage: How good are multimodal large language models at scientific text-to-image generation? *arXiv (preprint) arXiv:2412.02368*.
- Zhang Y, Seibert P, Otto A, Raßloff A, Ambati M, Kästner M. 2024b. DA-VEGAN: Differentiably augmenting VAE-GAN for microstructure reconstruction from extremely small data sets. *Comput Mater Sci* 232:112661.

---

© Copyright. Korean Society for Food Science of Animal Resources.

Date Received Jul. 1, 2025  
Date Revised Aug. 19, 2025  
Date Accepted Sep. 3, 2025