

1
2
3
4

TITLE PAGE
- Food and Life-
Upload this completed form to website with submission

ARTICLE INFORMATION	Fill in information in each box below
Article Type	Review article
Article Title (English)	The role and potential of generative AI in meat processing technology innovation
Article Title (Korean) English papers can be omitted	육가공 기술 혁신을 위한 생성형 AI의 역할과 가능성
Running Title (English, within 10 words)	The potential of generative AI in meat processing
Author (English)	Ju Yi Shin ¹ , Hyeong Sang Kim ²
Affiliation (English)	1 School of Animal Life Science, Hankyong National University, Anseong 17579, Korea 2 Institute of Applied Humanimal Science, Hankyong National University, Anseong 17579, Korea
Author (Korean) English papers can be omitted	신주이 ¹ , 김형상 ²
Affiliation (Korean) English papers can be omitted	1 한경국립대학교 동물생명융합학부 2 한경국립대학교 휴머니털응용과학연구소
Special remarks – if authors have additional information to inform the editorial office	
ORCID and Position(All authors must have ORCID) (English) https://orcid.org	Ju Yi Shin (https://orcid.org/0009-0008-1532-7045) Hyeong Sang Kim (https://orcid.org/0000-0001-7054-2989)
Conflicts of interest (English) List any present or potential conflicts of interest for all authors. (This field may be published.)	The authors declare no potential conflict of interest.
Acknowledgements (English) State funding sources (grants, funding sources, equipment, and supplies). Include name and number of grant if available. (This field may be published.)	
Author contributions (This field may be published.)	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.
Ethics approval (IRB/IACUC) (English) (This field may be published.)	This manuscript does not require IRB/IACUC approval because there are no human and animal participants.

5

6 **CORRESPONDING AUTHOR CONTACT INFORMATION**

For the <u>corresponding</u> author (responsible for correspondence, proofreading, and reprints)	Fill in information in each box below
First name, middle initial, last name	Hyeong Sang Kim
Email address – this is where your proofs will be sent	dock-0307@hknu.ac.kr
Secondary Email address	
Postal address	327 Jungang-ro, Anseong-si, Gyeonggi-do
Cell phone number	010-3930-2215
Office phone number	031-670-5123
Fax number	031-670-5129

7

8

ACCEPTED

10 **The Role and Potential of Generative AI in Meat Processing Technology**

11 **Innovation**

12

13 **Abstract**

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

33 **Keywords:** generative artificial intelligence; meat processing; digital twin; quality

34 prediction; smart food manufacturing

35

36 1. 서론

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

45 한편 최근 인공지능(artificial intelligence, AI) 기술은 기존의 규칙 기반
46 분석을 넘어서 복잡한 패턴을 스스로 학습하고 창의적으로 결과물을
47 생성하는 방향으로 발전하고 있다. 이러한 기술 중 하나인 생성형
48 AI(generative artificial intelligence)는 기존 데이터를 바탕으로 텍스트, 이미지,
49 영상 등 새로운 콘텐츠를 만들어내는 능력을 갖추고 있으며, 이는 기존의
50 예측 중심 AI 기술과는 다른 차원의 활용 가능성을 제시하고 있다. 생성형
51 AI는 의료, 금융, 디자인, 콘텐츠 산업에서 이미 광범위하게 활용되고 있으며

52 식품 산업에서도 제품 개발, 소비자 맞춤형 서비스, 공정 최적화 등 다양한
53 분야에 적용되고 있다(Kuhl, 2025).

54 식육가공 분야에서는 이미지 기반 품질 평가, 공정 조건 최적화, 관능적
55 특성 예측, 불량률 저감 등 다양한 영역에서 생성형 AI의 활용 가능성이
56 논의되고 있으며, 기존 머신러닝 모델과의 융합을 통해 복합적이고 동적인
57 공정 제어가 가능한 지능형 시스템 구축이 기대되고 있다(Song et al., 2025).
58 특히 생성형 AI는 기존에 존재하지 않는 새로운 시뮬레이션 데이터를
59 만들어내거나 학습 데이터가 부족한 상황에서 대안적 분석 수단으로 활용
60 가능하다는 점에서 육가공 산업의 디지털 전환에 있어 중요한 역할을
61 수행할 수 있다(Dhal and Kar, 2025).

62 본 리뷰는 현행 육가공 산업의 공정 체계와 품질관리 방식의 한계를
63 조망하고 생성형 AI 기술의 원리 및 구성 요소를 정리한 후 이를 식육가공
64 공정에 실제로 적용하거나 적용할 수 있는 가능성에 대해 기술하였다. 또한
65 생성형 AI를 활용한 품질 분석, 공정 최적화, 시뮬레이션 기반 시스템 구축
66 사례들을 중심으로 육가공 분야에서의 적용 현황을 고찰하였으며 AI 기술
67 활용에 따른 윤리적·사회적 쟁점 및 식품안전 관점에서의 고려 사항 또한
68 함께 논의하였다. 나아가 이러한 기술의 실질적 활용을 위한 기술 성숙도

69 분석과 미래 연구 방향에 대해 제안하였다. 또한 단순한 기술 소개를 넘어서
70 육가공 산업의 디지털 트랜스포메이션 관점에서 생성형 AI의 역할과 가치를
71 통합적으로 조망하는 데 그 목적이 있으며 향후 지능형 육가공 산업의
72 구현과 연구자 및 산업계의 전략 수립에 실질적 기여를 할 수 있는
73 이론적·응용적 기반을 제공하고자 하였다.

74

75 **2. 육가공 공정과 품질 관리 현황**

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

86 기여하였다(Sarker et al., 2024).

87 또한 최근 연구에서는 광학 센서와 머신러닝을 결합하여 이물질, 뿔조각,
88 불량부위 등을 자동으로 검출 및 제거할 수 있는 공정이 개발되고
89 있다(Ghimpeteanu et al., 2025). 예를 들어 초분광 이미지를 활용한 자동
90 선별 기술은 기존 육안 검사보다 높은 정확도를 보였으며, 동시에 비파괴
91 검사 방식으로 폐기물 발생량을 감소시켰다(Ghimpeteanu et al., 2025). 또한
92 슬라이딩 비전 기반 로봇 그리퍼가 개발되어 육류를 다루는 힘과 미끄럼
93 감지 센서를 통해 형태가 변형된 도체를 안정적으로 제어하는 사례가
94 등장했다(Takács et al., 2024).

95 육가공의 품질 관리와 안전성 확보를 위한 이러한 기술적 진보에도
96 불구하고 여전히 몇 가지 도전과제가 남아 있다. 첫째, 생물학적 다양성과
97 형태 변동성이 큰 도체를 일률적으로 처리하기 위해서는 고정밀 센서와
98 실시간 경로 수정 능력을 가진 제어 알고리즘이 필요하다(Lyu et al., 2025).
99 둘째, 산업 현장에 적용된 AI 기반 공정 제어 시스템은 다양한 품질 조건을
100 반영한 대규모의 라벨된 학습 데이터를 필요로 하지만 아직까지 데이터셋
101 구축과 전처리 과정이 부족한 실정이다(Sarker et al., 2024). 셋째, 식품 안전
102 및 위생 규제(HACCP) 준수, 데이터 프라이버시, 시스템 신뢰성 및 유지보수

103 등의 이슈가 자동화 시스템 확산을 저해하고 있다.

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

110

111 3. 생성형 AI 기술 개요

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

120 and Welling, 2019).

121 GAN은 생성자(generator)와 판별자(discriminator)의 경쟁 구조를 기반으로
122 고품질의 이미지나 영상 데이터를 생성할 수 있으며(Goodfellow et al., 2020),
123 이러한 특성은 최근 다양한 산업 분야에서 시뮬레이션 이미지 생성 및
124 데이터 보강 도구로 주목받고 있다. VAE는 고차원 데이터를 잠재공간(latent
125 space)으로 압축하고 재구성하는 과정에서 노이즈를 통제할 수 있어 식품의
126 물리적 특성 시뮬레이션이나 관능 특성 예측 등에 유용한 것으로
127 평가되었다(Kingma and Welling, 2019). 최근에는 GPT 계열 모델과 같이
128 LLM이 각광받고 있으며 이러한 모델은 대량의 비정형 텍스트 데이터를
129 학습해 자연어 생성, 공정 기록 요약, 품질 보고서 작성 자동화 등에 활용될
130 수 있다(Brown et al., 2020). 또한, 이러한 트랜스포머 기반 텍스트 생성
131 모델은 다른 생성형 기술과 결합해 이미지 생성, 영상 요약, 공정 지침서
132 작성 등 멀티모달 응용이 가능하다는 점에서 식품공학 분야에서도 높은
133 활용 가능성을 보인다(Han et al., 2025). 이러한 생성형 AI 모델들은 서로
134 다른 메커니즘과 장점을 바탕으로 식육가공의 다양한 공정에 활용될 수
135 있으며, 구체적인 특성과 적용 사례는 Table 1에 정리하였다. 또한, Figure
136 1에 제시된 바와 같이, 입력 데이터는 생성형 AI 모듈(GANs, VAEs, LLMs,

137 MLLMs 등)을 통해 시뮬레이션 또는 생성 데이터로 변환되며, 이는 품질
138 예측과 공정 제어를 수행하는 의사결정 시스템에 활용된다. 도출된 결과는
139 실시간 피드백 메커니즘을 통해 공정 조건 조정에 반영됨으로써, 데이터
140 기반 식품가공 시스템에서 생성형 AI의 통합적 역할을 개념적으로
141 도식화하였다.

142 생성형 AI는 데이터셋이 부족한 환경에서도 기존 데이터로부터 가상의
143 데이터를 생성하여 모델 학습을 지원할 수 있으며 특히 실제 실험을
144 수행하기 어려운 조건에서 시뮬레이션 기반의 데이터 보강 및 테스트에
145 활용될 수 있다(Guo and Chen, 2024). 또한 육가공과 같이 제품의 외형, 색상,
146 질감, 포장 등의 감성적 요소가 중요하게 작용하는 산업에서는 생성형 AI를
147 활용해 다양한 소비자 맞춤형 설계가 가능하다는 점에서 새로운 차원의
148 제품 개발 전략 수단으로 인식되고 있다(Li et al., 2024a). 따라서 생성형 AI는
149 단순히 분석 도구로 기능하는 것을 넘어서 데이터를 창출하고 설계에
150 참여하는 능동적 기술로서의 전환을 예고하고 있으며, 이는 식품과학 및
151 육가공 기술 전반의 디지털 트랜스포메이션을 가속화할 수 있는 중요한
152 기술적 축이 되고 있다.

153

154 **4. 육가공 적용 사례 분석 ①: 이미지 및 센서 기반 품질 예측**

155 생성형 AI는 식육가공 밸류체인의 다양한 단계에서 활용될 수 있으며,
156 대표적인 적용 분야는 Figure 2에 정리된 바와 같다. 이 가운데, 이미지 및
157 센서 데이터를 기반으로 한 식육 품질 평가는 혁신적인 가능성을 제시하고
158 있으며, 특히 복잡한 형태를 가진 도체나 제품의 외관을 정량적으로
159 평가하는 데 있어 기존의 규칙 기반 알고리즘을 뛰어넘는 성능을 보여주고
160 있다. 기존의 육가공품 품질 분석은 주로 근적외선 분광, 초분광 이미지,
161 전자코 센서, 물리적 색도계 등의 장비를 활용하여 데이터를 수집하고, 이
162 데이터를 기반으로 한 전통적 통계 분석이나 머신러닝 기법으로 품질을
163 판별해왔다. 그러나 이러한 방식은 수집 데이터의 패턴 다양성이나 복잡성에
164 따라 한계를 보이는 경우가 많았으며, 시각적 요소나 비정형 데이터를
165 다루는 데 있어 충분한 확장성을 가지지 못했다. 이러한 배경에서 생성형
166 AI는 고해상도 이미지 합성, 노이즈 제거, 데이터 증강 등 다양한 방식으로
167 품질 평가의 정확성과 유연성을 높일 수 있는 기술로 주목받고
168 있다(Abuhani et al., 2025). 이러한 맥락에서, 육류 산업에서의 전통적인 품질
169 예측 기법과 생성형 AI 기반 기법의 차이는 Table 2에 요약된 바와 같이
170 예측 정확도, 데이터 요구 조건, 실시간 처리 능력 등에서 본질적인 차이를

171 보인다.

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

182 초분광 이미지 기반 분석에서는 생성형 AI를 통해 비가시 영역의 정보를
183 통합적으로 시각화하거나, 다양한 스펙트럼 조건에서 발생할 수 있는 신호
184 왜곡을 보정하는 기술이 제안되었으며, 이러한 기술은 센서 데이터의 해상도
185 향상과 신뢰도 확보에 크게 기여하고 있다(Abuhani et al., 2025). 또한 다중
186 센서를 결합한 시스템에서는 생성형 AI가 서로 다른 센서로부터 얻은 비정형
187 데이터를 통합하여 대표적 품질 인덱스를 추출하거나, 라벨링 되지 않은

188 대규모 데이터를 기반으로 잠재 품질 특성을 예측하는 데 효과적으로
189 활용되고 있다(Piechocki et al., 2023).

190 시각 기반 품질 예측은 육류 절단면의 지방 분포, 색상 변화, 근섬유
191 조직의 분산 형태 등을 정량화하는 데 활용되고 있으며, 최근에는 생성형
192 AI를 이용해 이러한 조직 특성을 복원하거나 시뮬레이션 할 수 있는 모델
193 개발이 시도되고 있다. 특히, 변분 오토인코더(VAE)와 생성적 적대
194 신경망(GAN)의 장점을 결합한 VAE-GAN은 잠재공간에서의 확률적 재구성과
195 고품질 이미지 생성을 동시에 구현할 수 있으며, SliceGAN은 제한된 2D
196 단면 이미지를 기반으로 3D 미세구조를 확장·재구성할 수 있는 모델로
197 제안된 바 있다. 이러한 모델들은 제한된 2D 이미지로부터 복잡한 3D 조직
198 구조를 재현하거나 다양한 절단 상태의 이미지를 생성함으로써, 제품별 품질
199 편차를 예측하는 데 효과적인 시뮬레이션 도구로 활용될 수 있다(Kench and
200 Cooper, 2021).

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

205 향상시키는 기반이 되고 있다.

206

207 **5. 육가공 적용 사례 분석 ②: 텍스트 기반 공정 제어 및 예측**

208 생성형 AI는 이미지나 센서 기반 응용뿐만 아니라 텍스트 데이터를 활용한

209 공정 제어 및 예측 영역에서도 유의미한 활용 가능성을 보여주고

210 있다(Brown et al., 2020). 특히 육가공 분야는 공정 기록, 작업지시서, 품질

211 검사표, HACCP 문서 등 다양한 형태의 비정형 텍스트 데이터를 다량

212 보유하고 있으며 이러한 데이터를 기반으로 하는 자동화 및 의사결정

213 시스템 구축이 중요한 과제로 부상하고 있다(Li et al., 2024b). 최근에는

214 LLM을 활용하여 기존의 복잡한 공정 흐름을 학습하고 공정 중 발생 가능한

215 이상 상황을 조기에 예측하거나, 품질 편차의 원인을 문서 기반으로

216 추적하는 시스템이 제안되고 있다(Guan et al., 2025; Russell-Gilbert et al.,

217 2024).

218 LLM은 수천만 개의 문장과 용어를 기반으로 학습된 자연어 처리 엔진으로

219 구성되며 특히 GPT, BERT, T5 등의 구조는 다양한 산업 분야에서 텍스트

220 생성, 분류, 요약, 질문응답 등의 기능을 수행할 수 있도록 발전해왔다(Raza

221 et al., 2025). 육가공 산업에서는 공정 데이터를 요약하거나 작업자 기록을

222 분석하여 품질 이상 원인을 추적하고 이를 자동 보고서로 생성하는 데
223 활용되고 있으며, AI가 실시간으로 품질 편차와 관련된 텍스트 데이터를
224 해석하여 품질경보 시스템을 구축하는 연구도 보고되고 있다(Song et al.,
225 2025).

226 최근 연구에 따르면, 제조업 현장에서는 과거 생산기록, 클레임 보고서,
227 검사 결과 등 다양한 형태의 텍스트 데이터를 생성형 AI 기술로 통합
228 분석하여, 주요 공정 조건에 따른 불량률을 예측하거나 이상 징후를 조기에
229 탐지하고, 그 결과를 자연어 형태로 요약하여 관리자에게 자동 제공하는
230 지능형 품질관리 시스템이 제안되고 있다(Bernabei et al., 2022; Li et al.,
231 2024b; Shafiee, 2025). 또한 공정 단계별 가변 인자를 학습한 후, “온도가
232 3도 이상 상승할 경우 수분손실이 2% 증가할 확률은 80%입니다”와 같은
233 자연어 기반 예측 문장으로 제공함으로써 작업자의 이해도를 높이고 대응
234 시간을 단축시키는 데 기여하고 있다(Li et al., 2024a).

235 텍스트 기반 생성형 AI는 또한 다양한 작업지시서나 가이드 문서를
236 생성하는 데 활용될 수 있으며, 특히 신입 작업자나 비숙련자에게 일관된
237 교육자료를 제공하기 위한 자동화된 문서 생성 기능은 스마트팩토리 도입에
238 있어 필수적인 요소로 간주된다(Kernan Freire et al., 2024). 더욱이 텍스트-

239 이미지 결합 모델은 문장 입력만으로 육가공 공정 절차의 이미지나 도식화
240 자료를 생성하는 데 응용될 수 있으며, 실제로 소규모 데이터셋을 활용하여
241 미세구조를 복원·증강하는 시각적 생성 모델이 제시된 바 있다(Zhang et al.,
242 2024b). 이러한 접근은 복잡한 육가공 공정의 구조적 특성을 제한된 데이터
243 환경에서도 효과적으로 시각화할 수 있는 가능성을 보여준다.

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

248

249 **6. 육가공 적용 사례 분석 ③: 자동화 클라우드-디지털 트윈 플랫폼**

250 육가공 산업은 최근 들어 클라우드 기반 스마트팩토리 시스템과 디지털
251 트윈 기술을 중심으로 한 고도화 전략을 추진하고 있으며 이 과정에서
252 생성형 AI가 핵심 기술로 통합되는 사례가 증가하고 있다. 디지털 트윈은
253 물리적 공정이나 설비의 동작 상태를 실시간으로 가상공간에 복제하여
254 시뮬레이션하고 예측 분석할 수 있는 기술로 정의되며, 클라우드 컴퓨팅
255 기술과 결합될 경우 지역 제한 없이 육가공 공정을 감시하고 제어할 수

256 있는 유연한 산업 플랫폼 구현이 가능해진다(Abdurrahman and Ferrari, 2025).
257 생성형 AI는 디지털 트윈 시스템 내에서 가상의 센서 데이터를 생성하거나
258 공정별 결과 예측 모델을 구성하는 역할을 수행하고 있으며, 실시간 데이터
259 부족 문제를 보완하고 시뮬레이션 정확도를 향상시키는 데 기여하고
260 있다(Mikołajewska et al., 2025).

261 디지털 트윈은 물리적 공정이나 설비의 동작 상태를 가상 공간에
262 실시간으로 복제하여 시뮬레이션과 예측 분석을 수행하는 기술로, 식육가공
263 산업에서는 기계의 작동 상태, 온습도 변화, 제품 이동 경로, 품질 변화 양상
264 등을 모사한다(Abdurrahman and Ferrari, 2025). 이러한 기술은 생산 현장의
265 복잡성과 변동성으로 인한 공정 불안정성을 사전에 감지하고 운영 효율성을
266 높이기 위해 필요하며, 실제로 센서 데이터를 기반으로 이상 상황을 조기
267 경고하거나 생산 조건을 최적화하는 수단으로 활용되어 품질 일관성 확보와
268 자원 절감에 기여한다(Abdurrahman and Ferrari, 2025). 생성형 AI는 디지털
269 트윈 환경에서 보완적 역할을 수행하며, 과거 데이터 패턴을 학습해 센서
270 이상, 공정 오류, 제품 불량과 같은 위험 요소를 가상 시나리오로 제시하고
271 운영자의 의사결정을 지원한다. 예를 들어 특정 육제품의 냉각 공정에서
272 온도나 습도가 기준치를 벗어날 경우, 생성형 AI는 조직감 변화나 미생물

273 증가 양상을 시뮬레이션하고 사전 알람을 제공하는 시스템이 제안된 바
274 있다(Mikołajewska et al., 2025).

275 또한 생성형 AI는 디지털 트윈 기반 공정 설계 시 수십 가지 공정 조건
276 조합에 대해 실제 테스트 없이 가상의 품질 결과 데이터를 생성할 수
277 있으며, 이 데이터를 바탕으로 최적 공정 조건을 제안하거나 신규 제품 개발
278 공정을 단축시키는 데 활용되고 있다(Khdoudi et al., 2024; Yin et al., 2024).
279 이러한 접근은 특히 맞춤형 고부가가치 육가공 제품을 개발하거나 기존
280 제품의 제조 공정을 개선할 때 반복적인 실험 과정에서 발생하는 시간과
281 비용을 효과적으로 절감할 수 있는 수단으로 주목받고 있다. 아울러, 생성형
282 AI와 디지털 트윈을 통합한 클라우드 기반 플랫폼은 이러한 시뮬레이션
283 결과를 작업자에게 실시간으로 시각화해 제공함으로써 사용자 중심의
284 인터페이스를 강화하고, 다수 작업자가 동시에 정보를 공유하고 협력할 수
285 있는 공정 제어 환경을 가능하게 하는 데 기여하고 있다(Abdurrahman and
286 Ferrari, 2025).

287 즉, 클라우드-디지털 트윈 기반 시스템에서 생성형 AI는 공정 예측,
288 시뮬레이션 데이터 생성, 가상 실험 설계 등 다양한 기능을 통해 육가공
289 산업의 전반적인 자동화 수준을 고도화하는 데 기여하고 있으며, 이는

290 생산성 향상뿐만 아니라 안전성과 유연성 확보 측면에서도 중대한 전환점이
291 되고 있다. 이러한 변화는 Figure 3에서 제시된 주요 성능 지표 비교를 통해
292 정량적으로 확인할 수 있다.

293

294 **7. 윤리·안전·지속가능성 고려사항**

295 생성형 AI가 육가공 산업에 적용됨에 따라 윤리적 고려사항과 식품 안전성,
296 그리고 지속가능성과 관련된 논의가 필수적으로 수반되고 있다. 먼저 윤리적
297 측면에서는 생성형 AI의 결과물에 대한 책임 소재와 투명성이 핵심 쟁점으로
298 부각되고 있다. 특히 품질 예측이나 공정 제어에 AI가 실질적 판단 주체로
299 개입할 경우, 결과에 대한 법적 책임이 운영자, 개발자, 혹은 알고리즘
300 자체에 귀속되는지를 명확히 규정할 필요가 있다(Manning et al., 2022).
301 이러한 책임 소재 불명확성은 식품 위생 사고 발생 시 대응체계의 혼란을
302 초래할 수 있으며, 따라서 생성형 AI 기반 시스템은 모델의 의사결정 과정을
303 이해 가능한 형태로 제시할 수 있는 설명 가능성(explainability)과 산출된
304 결과의 근거와 처리 과정을 추적·검증할 수 있는 결과 추적
305 가능성(traceability)을 내재화한 설계가 요구된다(Arrighi et al., 2025;
306 Dimitrakopoulou and Garre, 2025). 더불어 식품 안전 확보를 위한 AI

307 시스템은 데이터 품질과 투명한 알고리즘 설계 원칙을 기반으로 하여야
308 하며, 사람의 개입(human-in-the-loop)을 포함한 책임 있는 설계가 강조되고
309 있다(Yang et al., 2025).

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

319 식품 안전성과 관련해서는 생성형 AI가 실시간 품질 예측이나 불량 감지
320 시스템의 일부로 활용되는 경우, 허위 음성(false negative) 판별로 인해
321 부적절한 제품이 유통되는 위험을 사전에 차단할 수 있는 이중 검증 체계의
322 필요성이 강조되고 있다(Dimitrakopoulou and Garre, 2025). 또한 AI가
323 학습한 품질 기준이 과거 데이터에만 기반할 경우 새로운 변종이나 원재료

324 특성을 반영하지 못할 가능성이 있으므로 지속적인 데이터 업데이트와
325 검증이 동반되어야 한다(Gaye et al., 2025). 이를 위해 AI 시스템을 HACCP
326 체계에 통합할 수 있도록 국제 표준화 작업이 필요하며, 식품의약품안전처
327 등 관련 규제 기관과의 협업이 요구된다(Revelou et al., 2025).

328 한편 생성형 AI의 활용은 지속가능한 육가공 체계를 구축하는 데에도
329 긍정적인 기여를 할 수 있다. 예를 들어, 머신러닝 기반의 가상 실험 및
330 품질 예측 기술을 통해 반복적인 실제 실험을 줄이고, 자원의 낭비를
331 최소화할 수 있다(Rakholia et al., 2025). 또한 공정 중 실시간 불량 감지 및
332 품질 분류에 생성형 AI를 적용하면 불량률을 감소시켜 폐기물 발생을 줄이고,
333 이로 인해 공정 효율화와 에너지 소비 절감, 더 나아가 온실가스 배출
334 저감에도 기여할 수 있다(Amani and Sarkodie, 2022). 더불어 AI 기반의
335 소비자 기호 분석 및 맞춤형 제품 설계는 수요 예측의 정확도를 높여 과잉
336 생산과 잉여 폐기를 줄이는 데 효과적이다. 최근 연구에 따르면 냉장
337 유통(콜드체인) 물류에서 IoT 센서 기반 데이터와 자기회귀 통합 이동 평균
338 모델(ARIMA), 다중 회귀모델(MLR)을 활용한 AI 예측 시스템은 예측
339 정확도를 15-20% 향상시켜 재고 불일치와 폐기량을 실질적으로
340 감소시킨다고 보고하였다(Fatorachian and Pawar, 2025). 또한, AI 및

341 빅데이터 기반 예측 분석을 통해 공급망 최적화와 의사결정이 강화됨으로써
342 식품 공급 체인에서의 낭비를 억제할 수 있다(Onyeaka et al., 2023). 특히
343 세포배양육 개발과 같은 차세대 식품 분야에서는 머신러닝이 반복 실험을
344 줄이고 실험 자원 활용을 효율화하는 데 기여할 수 있으며, 이는 R&D
345 단계에서의 자원 낭비 감소 및 시간 절감으로 이어질 수 있다(Todhunter et
346 al., 2024). 위에서 논의한 바와 같이, 생성형 AI의 도입은 단순한 기술적
347 선택을 넘어 윤리적 책임, 데이터 보안, 안전성 규제, 시스템 투명성 등
348 다양한 고려사항과 맞물려 있으며, 이러한 요소들을 Table 3에 정리하였다.

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

353

354 **8. 향후 연구 방향**

355 향후 생성형 AI를 육가공 산업에 보다 효과적으로 통합하기 위해서는
356 기술적·산업적·제도적 측면에서 여러 구체적인 연구 과제가 남아 있다. 첫째,
357 생성형 AI의 신뢰성과 정확도를 향상시키기 위해 식육가공 도메인에 특화된

358 학습 모델 개발이 필수적이다. 일반적인 생성형 AI는 범용 언어 또는 이미지
359 데이터를 기반으로 훈련되어 있어 식육가공 분야의 전문 용어, 절차, 품질
360 기준을 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다(Li et al., 2025). 이에 따라
361 육가공 공정 데이터에 기반한 사전학습(pretraining) 및 전이학습(fine-tuning)
362 기반 특화형 모델을 구축할 필요가 있다. 예를 들어 공정 중 발생하는
363 온도·습도 변화나 가열·냉각 단계의 데이터를 학습에 활용하고, 이후 특정
364 제품의 품질 예측에 맞추어 전이학습을 적용할 수 있다. 이러한 접근을 통해
365 보다 정밀한 품질 예측과 공정 제어가 가능해질 것이다(Yang et al., 2025; Qi
366 et al., 2023). 이러한 접근을 통해 보다 정밀한 품질 예측과 공정 제어가
367 가능해질 것이다(Yang et al., 2025; Qi et al., 2023).

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

375 셋째, 공정 모니터링 및 품질 예측을 위한 생성형 AI와 기존 제어시스템
376 간의 통합 기술 개발이 필요하다. 현재 생성형 AI는 주로 독립적인 분석
377 시스템으로 작동하는 경우가 많지만, 실제 산업 응용을 위해서는 센서
378 네트워크, MES(manufacturing execution system), ERP(enterprise resource
379 planning) 시스템 등 기존의 식품공정 관리 플랫폼과의 연동이 필수적이다.
380 이를 위해 생성형 AI의 출력값을 실시간 제어변수로 전환할 수 있는
381 인터페이스 프로토콜 설계 및 상호운용성 확보가 중요한 과제가 될
382 것이다(Jiang et al., 2025; Sinha and Lee, 2024).

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

389 마지막으로 사회적 수용성 확보를 위한 다학제적 접근이 필요하다. 생성형
390 AI는 데이터 기반 기술인 만큼 기술 자체의 우수성 외에도 사용자의 이해도,
391 조직의 수용성, 소비자의 신뢰도 등이 상용화 여부에 큰 영향을 미치게 된다.

392 따라서 식품공학, 데이터과학, 윤리학, 법학 등 다양한 분야와의 협업을 통해
393 생성형 AI 기술의 책임성과 투명성을 확보하고 지속가능한 육가공 시스템의
394 구현으로 연결시키는 방향으로의 연구가 지속되어야 한다(Xia et al., 2024).

395

396 9. 결론

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

405 특히 식육가공 산업과 같이 비정형 정보가 많고 생물학적 변이가 큰
406 분야에서 생성형 AI는 데이터 확장성과 시뮬레이션 능력을 바탕으로 공정의
407 정밀도와 유연성을 동시에 확보할 수 있는 장점을 제공한다. 또한 가상 실험
408 기반 제품 개발, 이상 감지 자동화, 설명 가능한 공정 예측 등 다양한

409 방식으로 산업 현장에 접목될 수 있으며 이는 품질 향상, 생산성 제고, 자원
410 절감과 같은 실질적 효과로 연결될 수 있다.

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

417 결론적으로 생성형 AI는 육가공 산업이 직면한 인력 의존, 품질 편차, 생산
418 효율성 저하 등의 문제를 근본적으로 해결할 수 있는 혁신 수단으로 작용할
419 수 있으며, 향후 지속가능하고 지능화된 식육가공 체계의 실현에 있어
420 핵심적인 역할을 수행할 것으로 기대된다.

421

422 **References**

423 Abdurrahman EEM, Ferrari G. 2025. Digital twin applications in the food industry: a
424 review. *Front Sustain Food Syst* 9:1538375.

425 Abuhani DA, Zualkernan I, Aldamani R, Alshafai M. 2025. Generative artificial
426 intelligence for hyperspectral sensor data: a review. *IEEE J Sel Topics Appl Earth*
427 *Observ Remote Sens* 18:6422-6439.

428 Amani MA, Sarkodie SA. 2022. Mitigating spread of contamination in meat supply
429 chain management using deep learning. *Sci Rep* 12:5037.

430 Arrighi L, de Moraes IA, Zullich M, Simonato M, Barbin DF, Junior SB. 2025.
431 Explainable artificial intelligence techniques for interpretation of food datasets: a review.
432 arXiv preprint arXiv:2504.10527.

433 Bernabei M, Colabianchi S, Costantino F. 2022. Natural language processing
434 applications in manufacturing: a systematic literature review. 27th Summer School
435 Francesco Turco, Rome, Italy.

436 Bird JJ, Barnes CM, Manso LJ, Ekárt A, Faria DR. 2022. Fruit quality and defect
437 image classification with conditional GAN data augmentation. *Sci Hortic* 293:110684.

438 Brown TB, Mann B, Ryder N, Subbiah M, Kaplan J, Dhariwal P, Neelakantan A,
439 Shyam P, Sastry G, Askell A, Agarwal S, Herbert-Voss A, Krueger G, Henighan T,
440 Child R, Ramesh A, Ziegler DM, Wu J, Winter C, Hesse C, Chen M, Sigler E, Litwin
441 M, Gray S, Chess B, Clark J, Berner C, McCandlish S, Radford A, Sutskever I, Amodei
442 D. 2020. Language models are few-shot learners. *Adv Neural Inf Process Syst* 33:1877-
443 1901.

444 Christakis T. 2024. AI hallucinations and data subject rights under the GDPR:
445 regulatory perspectives and industry responses. Available from: [https://hal.univ-
446 grenoble-alpes.fr/hal-04844898](https://hal.univ-grenoble-alpes.fr/hal-04844898). Accessed at Jun 25. 2025.

447 Demirer M, Hernández DJJ, Li D, Peng S. 2024. Data, privacy laws and firm
448 production: evidence from the GDPR (No. w32146). National Bureau of Economic
449 Research. Available from:
450 https://www.nber.org/system/files/working_papers/w32146/w32146.pdf. Accessed at
451 Jun 20. 2025.

452 Dhal SB, Kar D. 2025. Leveraging artificial intelligence and advanced food
453 processing techniques for enhanced food safety, quality, and security: a comprehensive
454 review. *Discover Appl Sci* 7(75):1-46.

455 Dimitrakopoulou ME, Garre A. 2025. AI's intelligence for improving food safety:
456 only as strong as the data that feeds it. *Curr Food Sci Technol Rep* 3(15):1-13.

457 Fatorachian H, Pawar K. 2025. Sustainable cold chain management: An evaluation of
458 predictive waste management models. *Appl Sci* 15(2):1-20.

459 Fu W, Han Y, He J, Baireddy S, Gupta M, Zhu F. 2023. Conditional synthetic food
460 image generation. arXiv preprint arXiv:2303.09005.

461 Gaye A, Paflo BN, Oware DA. 2025. Assessing the reliability of AI driven predictive
462 models in food safety risk management. *Comput Sci IT Res J* 6(2):49-58.

463 Guan W, Cao J, Gao J, Zhao H, Qian S. 2025. Dabl: detecting semantic anomalies in
464 business processes using large language models. *AAAI Conference on Artificial
465 Intelligence, Philadelphia, USA*. pp 11735-11744.

466 Ghimpeteanu G, Rajani H, Quintana J, Garcia R. 2025. Hyperspectral imaging for
467 identifying foreign objects on pork belly. arXiv preprint arXiv:2503.16086.

468 Goodfellow IJ, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville
469 A, Bengio Y. 2014. Generative adversarial nets. *Adv Neural Inf Process Syst* 27:1-9.

470 Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, Courville
471 A, Bengio Y. 2020. Generative adversarial networks. *Commun ACM* 63(11):139-144.

472 Guo X, Chen Y. 2024. Generative ai for synthetic data generation: methods,
473 challenges and the future. arXiv preprint arXiv:2403.04190.

474 Han L, Mubarak A, Baimagambetov A, Polatidis N, Baker T. 2025. Multimodal large
475 language models: a survey. arXiv preprint arXiv:2506.10016.

476 Jiang D, Shen Z, Zheng Q, Zhang T, Xiang W, Jin J. 2025. Farm-LightSeek: an edge-
477 centric multimodal agricultural IoT data analytics framework with lightweight LLMs.
478 IEEE Internet of Things Mag 1-8.

479 Kench S, Cooper SJ. 2021. Generating 3D structures from a 2D slice with GAN-
480 based dimensionality expansion. arXiv preprint arXiv:2102.07708.

481 Kernan Freire S, Wang C, Foosherian M, Wellsandt S, Ruiz-Arenas S, Niforatos E.
482 2024. Knowledge sharing in manufacturing using LLM-powered tools: user study and
483 model benchmarking. Front Artif Intell 7:1293084.

484 Kingma DP, Welling M. 2019. An introduction to variational autoencoders. Found
485 Trends Mach Learn 12(4):307–392.

486 Khoudi A, Masrouf T, El Hassani I, El Mazgualdi C. 2024. A deep-reinforcement-
487 learning-based digital twin for manufacturing process optimization. Systems 12(2):38.

488 Kuhl E. 2025. AI for food: accelerating and democratizing discovery and innovation.
489 npj Sci Food 9(82):1-10.

490 Li H, Ni J, Yang F. 2024a. Product design using generative adversarial network:
491 incorporating consumer preference and external data. arXiv preprint arXiv:2405.15929.

492 Li H, Wu H, Li Q, Zhao C. 2025. A review on enhancing agricultural intelligence
493 with large language models. Artif Intell Agric 15(4):671-685.

494 Li Y, Zhao H, Jiang H, Pan Y, Liu Z, Wu Z, Shu P, Tian J, Yang T, Xu S, Lyu Y,
495 Blenk P, Pence J, Rupram J, Banu E, Liu N, Wang L, Song W, Zhai X, Song K, Zhu D,
496 Li B, Wang X, Liu T. 2024b. Large language models for manufacturing. arXiv preprint

497 arXiv:2410.21418.

498 Lu Y, Chen D, Olaniyi E, Huang Y. 2022. Generative adversarial networks (GANs)
499 for image augmentation in agriculture: a systematic review. *Comput Electron Agric*
500 200:107208.

501 Lyu Y, Wu F, Wang Q, Liu G, Zhang Y, Jiang H, Zhou M. 2025. A review of robotic
502 and automated systems in meat processing. *Front Robot AI* 12:1578318.

503 Manning L, Brewer S, Craigon PJ, Frey J, Gutierrez A, Jacobs N, Kanza S, Munday
504 S, Sacks J, Pearson S. 2022. Artificial intelligence and ethics within the food sector:
505 developing a common language for technology adoption across the supply chain.
506 *Trends Food Sci Technol* 125:33-42.

507 McCall A. 2025. Edge AI: challenges and opportunities in real-time processing.
508 Available from: <https://link24.kr/GZxk6x8>. Accessed at Jun 29, 2025.

509 Mikołajewska E, Mikołajewski D, Mikołajczyk T, Paczkowski T. 2025. Generative
510 AI in AI-based digital twins for fault diagnosis for predictive maintenance in industry
511 4.0/5.0. *Appl Sci* 15(6):3166.

512 Onyeaka H, Tamasiga P, Nwauzoma UM, Miri T, Juliet UC, Nwaiwu O, Akinsemolu
513 AA. 2023. Using artificial intelligence to tackle food waste and enhance the circular
514 economy: Maximising resource efficiency and minimising environmental impact: A
515 review. *Sustainability* 15(13):10482.

516 Piechocki RJ, Wang X, Bocus MJ. 2023. Multimodal sensor fusion in the latent
517 representation space. *Sci Rep* 13(1):2005.

518 Qi Z, Yu Y, Tu M, Tan J, Huang Y. 2023. Foodgpt: a large language model in food
519 testing domain with incremental pre-training and knowledge graph prompt. arXiv
520 preprint arXiv:2308.10173.

521 Rakholia R, Suárez-Cetrulo AL, Singh M, Carbajo RS. 2025. AI-driven meat food

522 drying time prediction for resource optimization and production planning in smart
523 manufacturing. *IEEE Access*, 13, 22420-22428

524 Raza M, Jahangir Z, Riaz MB, Saeed MJ, Sattar MA. 2025. Industrial applications of
525 large language models. *Sci Rep* 15(1):13755.

526 Revelou PK, Tsakali E, Batrinou A, Strati IF. 2025. Applications of machine learning
527 in food safety and HACCP monitoring of animal-source foods. *Foods* 14(6):922.

528 Russell-Gilbert A, Sommers A, Thompson A, Cummins L, Mittal S, Rahimi S, Seale
529 M, Joseph J, Arnold T, Church J. 2024. AAD-LLM: adaptive anomaly detection using
530 large language models. *IEEE International Conference on Big Data (BigData)*,
531 Washington, DC, USA. pp 4194-4203.

532 Sarker T, Deen RA, Ghosh D, Mia N, Rahman MM, Hashem MA. 2024. AI driven
533 approach and NIRS: a review on meat quality and safety. *Meat Res* 4(6).

534 Shafiee S. 2025. Generative AI in manufacturing: a literature review of recent
535 applications and future prospects. *Procedia CIRP* 132:1-6.

536 Sinha S, Lee YM. 2024. Challenges with developing and deploying AI models and
537 applications in industrial systems. *Discov Artif Intell* 4(1):55.

538 Song X, Zhang X, Dong G, Ding H, Cui X, Han Y, Huang H, Wang L. 2025. AI in
539 food industry automation: applications and challenges. *Front Sustain Food Syst*
540 9:1575430.

541 Takács K, Takács B, Garamvölgyi T, Tarsoly S, Alexy M, Móra K, Rudas IJ,
542 Galambos P, Haidegger T. 2024. Sensor-enhanced smart gripper development for
543 automated meat processing. *Sensors* 24(14):4631.

544 Todhunter ME, Jubair S, Verma R, Saq R, Shen K, Duffy B. 2024. Artificial
545 intelligence and machine learning applications for cultured meat. *Front Artif Intell*
546 7:1424012.

547 Truong N, Sun K, Wang S, Guitton F, Guo Y. 2021. Privacy preservation in
548 federated learning: an insightful survey from the GDPR perspective. *Comput Secur*
549 110:102402.

550 Wang T, Guo J, Zhang B, Yang G, Li D. 2025. Deploying AI on edge: advancement
551 and challenges in edge intelligence. *Mathematics* 13(11):1878.

552 Xia T, Shen X, Li L. 2024. Is AI food a gimmick or the future direction of food
553 production?—predicting consumers' willingness to buy AI food based on cognitive
554 trust and affective trust. *Foods* 13(18):2983.

555 Yang H, Jiao W, Zouyi L, Diao H, Xia S. 2025. Artificial intelligence in the food
556 industry: innovations and applications. *Discov Artif Intell* 5(60):1-34.

557 Yin Y, Wang L, Hoang DT, Wang W, Niyato D. 2024. Sparse attention-driven
558 quality prediction for production process optimization in digital twins. *IEEE Internet*
559 *Things J* 11(23):38569-38584.

560 Zhang L, Eger S, Cheng Y, Zhai W, Belouadi J, Leiter C, Ponzetto SP, Moafian F,
561 Zhao Z. 2024a. ScImage: how good are multimodal large language models at scientific
562 text-to-image generation?. *arXiv preprint arXiv:2412.02368*.

563 Zhang Y, Seibert P, Otto A, Raßloff A, Ambati M, Kästner M. 2024. DA-VEGAN:
564 differentially augmenting VAE-GAN for microstructure reconstruction from extremely
565 small data sets. *Comput Mater Sci* 232:112661.

566

568 **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)

569

570

571 **Table 2. Comparison of traditional vs. generative AI-based quality prediction in**
 572 **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)

573

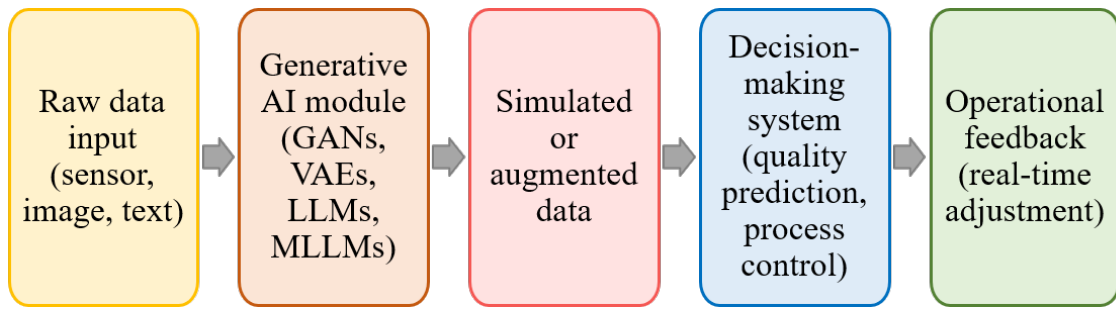
574

575 **Table 3. Ethical, safety, and sustainability considerations in applying generative AI**
 576 **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	Kernan Freire et al. (2024), Song et al. (2025)

577

578



579

580

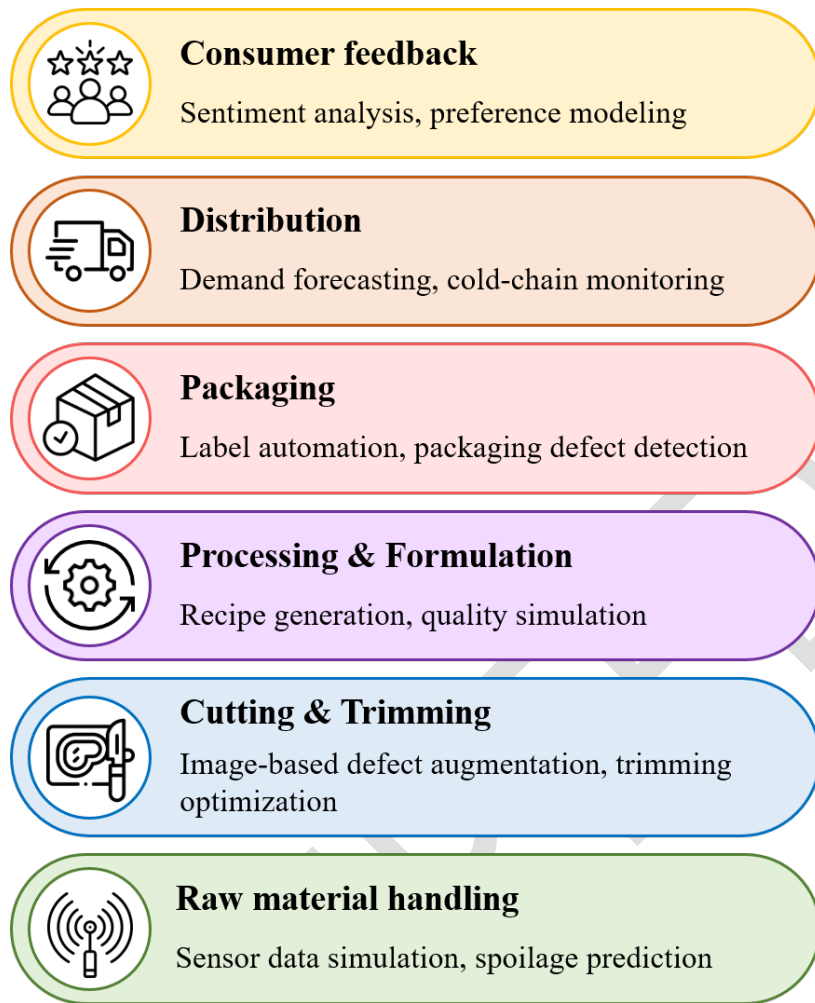
Figure 1. Conceptual framework for integrating generative AI into data-driven

581

food processing systems(Dhal and Kar, 2025; Han et al., 2025).

582

ACCEPTED



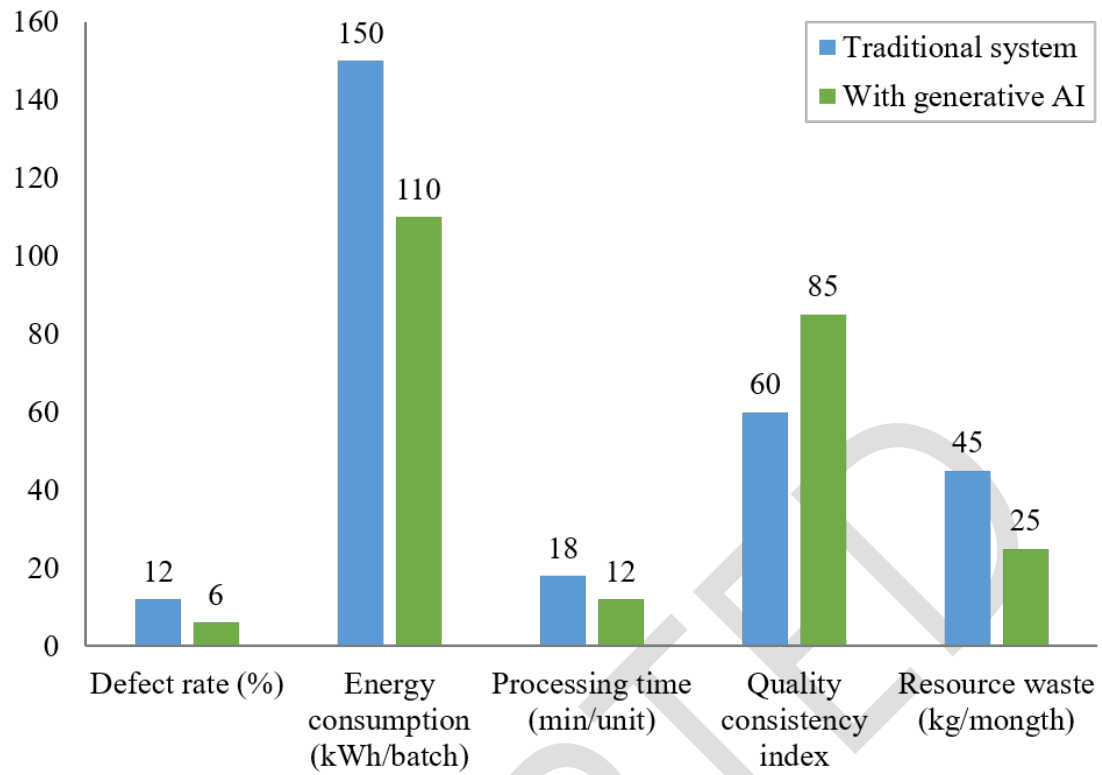
583

584 **Figure 2. Potential applications of generative AI across the meat processing value**

585

chain(Mikołajewska et al., 2025; Song et al., 2025).

586



587

588

Figure 3. Impact of generative AI adoption on productivity and resource

589

efficiency(Amani and Sarkodie, 2022; Rakholia et al., 2025).