AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델과 식품안전관리 적용 동향 및 시사점

Current Trends and Implications of AI-Based Foodborne Pathogen Prediction Models and Their Applications in Food Safety Management

문진산*

Jin San Moon

농림축산검역본부

Animal and Plant Health Inspection Agency

문 진 산

Correspondence to

Jin San Moon, Avian Disease Division, Animal and Plant Quarantine Agency. Gimcheon 39660, Republic of Korea.
Tel: +82-10-5419-0821,
Fax: +82-54-912-0759,
E-mail: moonjs727@korea.kr

서론

식중독은 전 세계에서 지속적으로 발생하고 있는 대표적인 공중보건 문제이자, 식품 산업 및 국가 보건 체계 전반에 막대한 사회경제적 손실을 초래하는 핵심 위해요인이다. 세계보건기구(World Health Organization)의 보고에 따르면, 전 세계적으로 매년 약 6억 명의 식중독 환자가 발생하고 이 중 약 42만 명이 사망하는 것으로 추산된다(WHO, 2023). 최근 식품 소비 및 유통 환경은 과거와 비교하여 급격한 변화를 맞이하고 있다. 즉석섭취식품(Ready-to-Eat, RTE) 및 신선편의식품의 소비 급증, 배달 식품 시장의 다변화, 글로벌 식품 공급망의 복잡화, 그리고 기후 변화에 따른 외기온 상승은 식중독 발생 위험을 심화시키는 주요 독립 변수로 지적된다(Havelaar et al., 2015; Kovats et al., 2004). 특히 평균 기온 상승과 국지적 폭염은 오염균의 정착 및 증식 속도를 가속화하고 콜드체인 환경을 교란하여 위해 발생 가능성을 높인다(Baker-Austin et al., 2018). 또한 대량 생산 및 장거리 유통 시스템의 보편화는 단 한 번의 교차 오염만으로도 단기간 내 광범위한 지역에 동시다발적 피해를 확산시키는 환경적 취약성을 내포하고 있다(Scallan et al., 2011).

그동안 식품 안전 확보의 표준으로 기여해 온 기존 HACCP 체계는 주로 사전에 설정된 정적 한계 기준과 미생물 사후 검사 방식에 의존해 왔다. 그러나 이러한 사후 확정적 패러다임은 가변적인 환경 요인과 유동적인 공정 변수를 실시간으로 수집 · 반영하는 데 기술적 · 운영적 한계가 존재한다. 이에 따라 식품 제조, 유통, 소

비 전 과정에서 파편적으로 생성되는 다원적 빅데이터를 융합하여 식중독 위험을 선제적으로 감지하는 예방 중심형 식품 안전 관리 체계로의 패러다임 전환이 요구되고 있다.

인공지능(Artificial Intelligence, AI)과 머신러닝(machine learning) 기술은 이종 대규모 데이터셋으로부터 복합적인 패턴을 식별하고 확률적 미래 발생 가능성을 정량화하는 데 탁월한 강점을 지닌다. 그 예시로서 식품 제조 공정의 IoT 센서 로그, 작업 환경 데이터, 유통 이력 및 실시간 미생물 모니터링 정보를 통합 분석할 경우, 식중독 위험성을 정밀하게 평가할 수 있다. 최근에는 소셜 미디어 데이터, 소비자 리뷰, 웹 검색 트렌드 및 기상 정보를 연계하여 식중독 발생 징후를 실시간 추정하는 예측 알고리즘이 개발되기도 하였으며, 이는 기존 신고 기반 감시 체계의 시간적 공백을 보완하는 새로운 전략으로 주목받고 있다(Shaveet et al., 2024).

식중독 발생 기전은 식품군 고유의 생물학적 · 화학적 매트릭스(matrix) 특성과 밀접하게 연계되어 있다. 예컨대 육류 및 가금육은 주로 도축 공정 중 장내 미생물에 의한 원료 오염이다. 이에 반하여 즉석섭취식품은 조리 후 포장 · 보관 단계에서의 작업자 위생 불량에 의한 사후 교차 오염이 지배적인 위해 요인이다(Jay et al., 2005). 채소류 및 신선편의식품은 농업용수나 토양 기원의 오염 제어가 핵심이며, 발효식품은 발효 초기 단계의 pH 저하 유도가 위생 확보의 관건이다(Beuchat, 2002; Lee et al., 2011). 이처럼 식품군별 타겟 식중독균과 지배적 위해 요인이 상이하므로, 범용적 접근보다는 식품군 특성을 정밀하게 반영하는 맞춤형 예측 모델의 설계가 필수적이다.

이에 본고에서는 국내외에서 보고된 자료에 기초하여 식품군별 주요 식중독균의 생육 특성과 공정별 위험 요인을 분석하고, AI 기반 식중독균 예측 모델의 아키텍처 및 국내외 기술 · 정책 적용 동향을 고찰하고자 한다. 나아가 이를 기반으로 국내 식품 안전 관리 체계의 디지털 전환을 촉진하기 위한 현장 맞춤형 상용화 전략과 제도적 · 정책적 시사점을 제안하고자 한다.

본론

1. 식품군별 주요 식중독균 특성 및 위험 요인 분석

식중독 발생은 식품의 영양학적 조성, 제조 공정, 저장 환경 및 유통 조건 등 다차원적 변수가 복합적으로 작용하여 나타나는 역학적 특성을 지닌다. 특히 식품 유형에 따라 우점하는 위해 미생물의 종류, 전파 경로 및 임계 관리 요소가 판이하므로 현대 식품 안전 관리 체계는 획일적인 규제 기준에서 벗어나 식품군별 고유의 위험 요인을 반영한 차별화된 방식으로 운영되어야 한다(Scallan et al., 2011; Havelaar et al., 2015).

육류 및 가금육은 도축 및 발골 과정에서 가축의 장내 미생물이 이행될 가능성이 높은 대표적인 고위험 식품군으로, *Salmonella* spp., *Campylobacter* spp., *Escherichia coli* O157:H7 등이 주요 감시 대상이다(Jay et al., 2005). 이들 식품군은 지육 가공 시 발생하는 교차 오염을 차단하는 것이 급선무이며, 예냉 및 냉장 온도 관리가 미흡하거나 중심부 가열 공정이 불충분할 경우, 대형 확산 사고로 직결될 위험성이 크다(Doyle and Erickson, 2006). 반면, 해수 환경과 밀접한 연관성을 지닌 수산물은 *Vibrio parahaemolyticus*과 *Listeria monocytogenes*이 지배적인 위해 인자이다. 특히 지구 온난화에 따른 연안 수온 상승은 *Vibrio* spp.의 증식 속도와 해역 내 밀도를 직접적으로 증가시키므로 기후 변화를 고려한 선제적 수산물 안전 관리가 요구된다(Baker-Austin et al., 2018).

가열 등 별도의 살균 공정 없이 소비자가 그대로 섭취하는 즉석섭취식품은 조리 후 포장 · 진열 단계에서의 사후 오염과 유통 온도 제어가 생존 및 사멸 요인이다. 저온 장기 보관 환경에서도 사멸하지 않고 증식하는 *Staphylococcus aureus*과 *L. monocytogenes*는 냉장 유통망 체계에서도 지속적인 위협 요인으로 작용한다(Farber and Peterkin, 1991). 토양 및 관개수와 직접 접촉하는 채소 및 신선편의식품은 수확 후 가공 단계에서 병원성 대장균 및 *Salmonella* spp.에 오염될 소지가 다분하

표 1. 식품군별 주요 식중독균의 특성과 위험 요인

식품군	주요 식중독균	주요 오염 경로	주요 관리 요소	참고문헌
육류 및 가금육	*Salmonella* spp., *Campylobacter* spp., *E. coli* O157:H7	도축 과정 교차오염	냉장 온도 관리, 가열 공정 관리	Jay et al., 2005; Doyle and Erickson, 2006; Thames and Sukumaran, 2020
수산물	*Vibrio parahaemolyticus*, *Listeria monocytogenes*	해수 오염, 보관 온도 상승	냉장 • 냉동 보관 관리, 입고전 해수 온도 모니터링	Baker-Austin et al., 2018; FAO/WHO, 2020
즉석섭취식품	*Listeria monocytogenes*, *Staphylococcus aureus*	조리 후 오염	작업자 위생 관리, 보관 시간 관리	Farber and Peterkin, 1991; EFSA, 2018; UKHSA, 2024
채소 및 신선편의식품	STEC, *Salmonella* spp.	토양 및 세척수 오염	세척수 위생 관리, 원료 관리	Beuchat, 2002; Berger et al., 2010; Olaimat and Holley, 2012
김치 및 발효식품	*Yersinia enterocolitica*	발효 초기 오염	발효 초기 pH 관리	Fredriksson-Ahomaa et al., 2006; Lee et al., 2011; Kim et al., 2023
소스류 및 드레싱	*Bacillus cereus*, *Staphylococcus aureus*	냉각 지연	냉각 속도 관리	Granum and Lund, 1997; Stenfors Arnesen et al., 2008; Olaimat et al., 2021

다(Beuchat, 2002). 최근 가공도가 낮은 신선편의식품의 수요 증가세와 맞물려 비열처리 채소류의 식중독 위험성이 대두되고 있으며, 이는 일차 원료 수확 단계부터 세척수 위생까지 전 주기적 모니터링이 필수적임을 시사한다(Olaimat and Holley, 2012).

전통 발효식품인 김치류는 발효가 진행됨에 따라 유산균이 생성하는 젖산에 의해 pH가 급격히 감소(pH 4.5 이하)하면서 대부분의 병원성 세균이 자연 사멸하는 고유의 안전성을 확보한다(Lee et al., 2011). 그러나 발효 초기 단계나 미숙성 상태에서는 일부 병원성 세균이 사멸하지 않고 잔존할 수 있다. 특히 저온 적응성이 뛰어난 *Yersinia enterocolitica*은 김치의 저온 숙성 및 냉장 유통 과정에서도 장기간 생존할 수 있어 초기 위생 확보의 중요성이 강조된다(Fredriksson-Ahomaa et al., 2006). 고점도 특성을 가진 소스류 및 드레싱 제품은 열전도율이 낮아 살균 후 냉각 공정 시 내부 온도가 완만하게 저하되는 기술적 한계가 존재한다. 이로 인해 내열성 포자를 형성하는 *Bacillus cereus*나 *S. aureus*가 잔존 및 재증식할 가능성이 상존하므로 가열 직후 급속 냉각 속도를 정밀하게 제어하는 것이 공정 관리의 핵심이다(Granum and Lund, 1997; Juneja et al., 2019). 이와 같은 식품군별 주요 식중독균의 특성과 공정 위해 요인을 종합하면 표 1과 같다.

식품군별로 고유하게 나타나는 오염 경로와 물리화학적 관리 변수는 향후 AI 기반 식중독 예측 모델을 설계할 때 알고리즘의 예측력을 결정짓는 결정적 독립 변수이자 기능적 특성이다. 즉, 육류 및 가금육에서는 도축장 지육 오염도 및 예냉 온도가 핵심 가중치 변수로 작용하지만, 즉석섭취식품에서는 작업자 위생 지표 및 소비 시점까지의 노출 시간이 지배적 변수로 다루어져야 한다. 수산물은 산지 해역의 표층 수온, 김치는 발효 조의 초기 pH 및 유기산 농도가 전제되어야 신뢰성 있는 위험도 출력이 가능하다. 따라서 식품 안전 관리는 과거의 일률적인 점검표에 의한 정적 위생 점검 체계에서 탈피하여, 식품군별 핵심 변수를 실시간 융합 연산하는 AI 기반 데이터 중심 위험도 평가 체계로 전면 전환되어야 한다.

2. 국외 AI 기반 식중독 관리 적용 사례 및 기술 동향

최근 주요 선진국 및 글로벌 규제 기관에서는 인공지능(AI) 기반 식품 안전 관리 기술이 개념적 실증 단계를 넘어 산업 공급망과 규제 행정 현장에 실질적으로 전면 도입되는 추세이다. 특히 사후적 스크리닝 중심의 전통적인 검

표 2. 국외 AI 기반 식중독 관리를 위한 주요 전략 및 핵심 기술

구분	주요 전략 및 대상	핵심 기술 요소	기대 효과	참고문헌
미국 FDA	정책 기반 위험 우선순위 관리	빅데이터 플랫폼, AI 기반 수입식품 선별 시스템	검사 효율화 및 리콜 대응 가속화	FDA, 2020
글로벌기업 (Mars)	원료 공급망 안전성 선제 확보	기상 · 지리 정보 결합 예측 모델	원료 단계에서의 위험 차단	FDA TechTalk Podcast, 2022
유럽 (EFSA)	대륙간 공급망 위험 평가 및 최적화	통합 위험 평가 시스템	자원 배분 최적화	EFSA, 2023
중국 (IFoodCloud)	비전통 웹 데이터 기반 실시간 감지	SNS/온라인 데이터 크롤링 및 분석	식중독 조기 경보 및 모니터링	Zhang et al., 2023; Zhang et al., 2021
최신 동향	실시간 물류 추적 및 차세대 패키징 품질 다변화	IoT 센서 융합 스마트 패키징, 정형 · 비정형 융합 다중모달 학습	동적 유통기한 산출 및 보관 상태 미생물학적 변질 실시간 감지	Madhu et al., 2025; Jia et al., 2026; Zhang et al., 2025

사 체계가 지닌 시차적 · 공간적 한계를 극복하기 위해 예측 모델링 중심의 선제적 · 인과적 위험 관리 체계로 패러다임이 전환되고 있다. 이는 복잡 다변화되는 글로벌 식품 공급망 전반의 잠재적 미생물학적 위험을 통합 거버넌스 형태로 관리하기 위한 핵심 전략으로 평가받고 있다. 글로벌 주요 규제 기관과 기업의 AI 기반 식중독 관리 전략과 핵심 기술 요소는 표 2와 같다.

1) 미국 FDA : 데이터 기반 Smarter Food Safety 전략과 위험 우선순위 관리

미국 식품의약국(FDA)은 스마트 식품 안전의 새 시대(New Era of Smarter Food Safety) 청사진을 선포하고 데이터 중심의 구조적 관리를 국가 전략적 차원에서 추진 중이다. 본 정책은 기술 기반의 추적성, 예측 분석 모델링, 신속 위해 대응 메커니즘 고도화를 축으로 삼아 공급망 전 주기의 리스크를 사전 인지하는 데 집중하고 있다(FDA, 2020). 특히 FDA는 AI 기반 수입식품 선별 시스템인 수입 선별 프로그램(Predictive Risk-based Evaluation for Automated Import Compliance, PREDICT) 등을 고도화하여 수입 수산물 및 고위험 원료의 위해 인자를 입국 전 단계에서 차단하고 검사 자원을 최적 배분하고 있다. 나아가 AI 도구를 행정 문서 및 글로벌 유해 정보 분석에 도입함으로써 대규모 식품 안전 리콜 대응 속도와 실시간 위험도 예측의 행정 효율성을 대폭 제어하고 있다.

2) 글로벌 식품기업: 다차원 데이터 융합을 통한 원료 단계 위해요소 사전 예측

민간 산업계에서는 글로벌 식품기업을 중심으로 일차 농산물 원료 공급망의 불안정성을 통제하기 위해 AI 예측 거버넌스를 구축 · 운용하고 있다. 대표적 사례인 마스(Mars)사는 고해상도 기상 데이터, GIS 기반 지리 정보, 기후 변동성 및 토양 농업 데이터를 상호 결합한 머신러닝 예측 모델을 통해 원료 작물의 아플라톡신 등 곰팡이독소 및 유해 세균 오염 가능성을 파악하고 있다(FDA TechTalk Podcast, 2022). 해당 예측 모델은 산지 생산 단계에서 수집된 시계열 환경 인자를 실시간 연산하여 저위험 원료 공급처를 선별하고 저장 · 물류 경로를 동적으로 조정하는 최적화 알고리즘으로 이어진다. 이는 AI 기술이 단순한 공정 자동화 수준을 탈피하여 원료 생산 거점부터 위험을 근본적으로 상쇄하는 공급망 설계 전략으로 확장되었음을 방증한다.

3) 유럽식품안전청(EFSA): 공급망 리스크 프로파일링 및 다기관 위험 평가 고도화

유럽 연합은 대륙 간 공급망 변동성에 대응하기 위해 인공지능 기반 위해 평가 메커니즘을 제도화하고 있다. 유럽식품안전청은 식품 매트릭스 위해 평가 과정에 웹 기술을

이식하여 대용량 학술 문헌 스크리닝, 전 세계 데이터 분석 및 미생물 위해도 정량화 작업의 시차를 대폭 단축하고 있다(EFSA, 2023). 더불어 유럽의 통합 식품 안전 아키텍처는 생산 · 공급업체 프로파일, 유럽 신속경보시스템 이력, 시장 모니터링 데이터 및 기후 요소를 융합 분석하여 교차오염 고위험군을 상시 추적한다. 이러한 동적 데이터 인프라는 한정된 행정 검사 자원을 고위험 유통망에 집중적으로 투입할 수 있는 과학적 · 수리적 근거를 제공한다.

4) 중국: 비전통적 디지털 데이터 기반 실시간 이상 징후 감지 시스템

중국은 국가 표준 보고 체계의 물리적 시차를 보완하기 위해 뉴스미디어, 사회관계망서비스, 소비자 불만 키워드 및 커머스 플랫폼의 웹 비정형 데이터를 분석하는 비전통적 디지털 감시 체계를 수립했다. 대표적인 민관 협력 플랫폼인 아이푸드클라우드(IFoodCloud)는 식품 위생 및 식중독 유증상 관련 이상 징후를 추적한다(Zhang et al., 2021; Zhang et al., 2023). 이는 급성 위장관염 등의 식중독 사고가 임상 의학적 절차를 거쳐 공식 행정망에 신고되기 전 디지털 신호 단계에서 집단 발병 리스크를 감지해 조기 경보를 발령함으로써 식중독 확산의 골든타임을 확보하는 유효한 모델로 기능한다.

5) 글로벌 기술 동향: IoT 스마트 패키징 및 다중모달(Multimodal) 데이터 학습

최근 선진 기술 동향은 지능형 하드웨어와 인공지능 알고리즘의 결합을 통한 실시간 연속적 모니터링으로 수렴되고 있다. 특히 유통 포장재 내부의 물리화학적 변화를 추적하는 스마트 패키징(smart packaging) 기술은 온도, 내부 가스 분압(CO_2, O_2), 휘발성 유기화합물 및 pH 변동 지표를 나노 센서로 검출한 뒤, Edge AI 모델을 거쳐 신선도 저하와 부패 세균 증식 속도를 실시간 연산하는 단계까지 도달했다(Madhu et al., 2025; Jia et al., 2026). 이러한 능동형 기술은 보관 환경 및 유통 온도에 극도로 민감한 신선편의식품 및 즉석섭취식품군의 유통기한 정밀 예측에 핵심적으로 적용된다. 나아가 센서가 생성하는 정형 시계열 수치 데이터와 유통 이력 텍스트, 원료의 분광학적 이미지 데이터를 결합하여 학습하는 다중모달 학습(multimodal learning) 아키텍처는 개별 변수 기반 모델의 한계를 넘어 지능형 식품 안전망을 관통하는 최신 핵심 기술로 자리 잡고 있다(Zhang et al., 2025).

3. AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델의 구조와 식품안전관리 적용 전략

1) AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델 구성

최근 식품 제조 및 유통 과정에서는 다양한 유형의 데이터가 지속적으로 생성되고 있으며, 이를 활용해 식중독 발생 위험을 선제적으로 예측하려는 연구가 주목받고 있다(FAO/WHO, 2022). 특히 온도 · 시간 · pH · 수분활성도 등의 공정 환경 데이터와 미생물 검사 결과의 통합적 분석은 식품 안전 관리의 정밀성을 향상시키는 핵심 요소이

표 3. AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델 입력 데이터 유형

데이터 유형	주요 변수	데이터 수집 방법	참고문헌
식품 특성 데이터	pH, 수분활성도, 염도	제조 기록	Ross and Dalgaard, 2004; Juneja et al., 2019
공정 데이터	가열 온도, 냉각 시간	자동 센서	Juneja et al., 2019; Possas et al., 2022
환경 데이터	작업장 온도, 습도	환경 센서	FAO/WHO, 2022; FDA, 2020
유통 데이터	저장 온도, 운송 시간	물류 시스템	FDA, 2020; Zhang et al., 2025
검사 데이터	미생물 검사 결과	실험실 분석	Carleton and Meng, 2020; EFSA, 2023
외부 데이터	기온, 계절	기상 데이터	Kovats et al., 2004; Baker-Austin et al., 2018

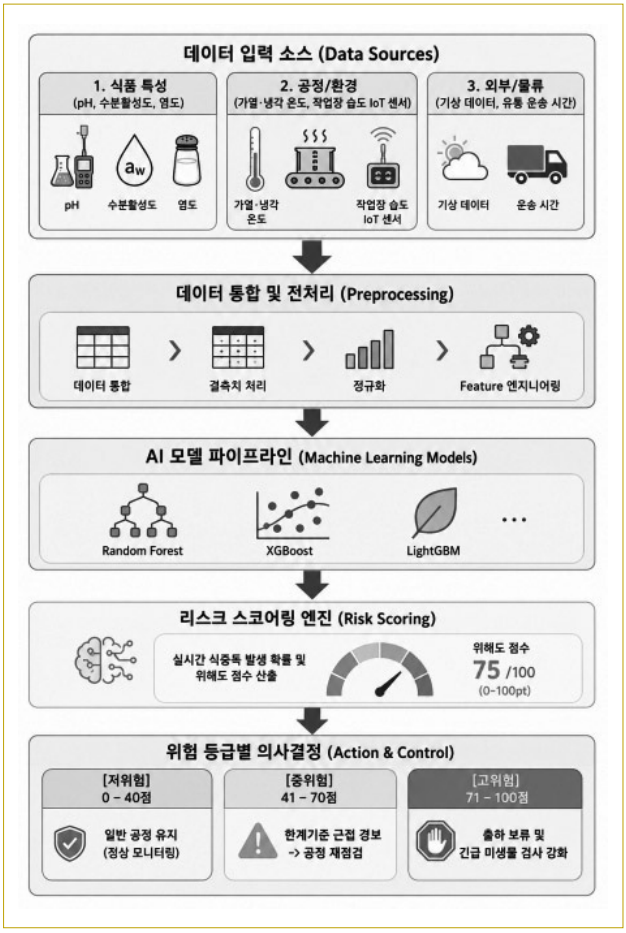

그림 1. AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델 개념도

다. AI 기반 식중독 예측 모델은 이러한 다각적 데이터를 융합 분석함으로써 사후 미생물 검사 중심이었던 기존 관리 방식의 한계를 극복하고 식중독 위험을 정량적으로 사전 평가할 수 있는 기반을 제공한다. 예를 들어, 특정 온도 조건에서 일정 시간 이상 노출된 식품에서 *B. cereus*의 정착 및 증식 빈도가 높다는 데이터가 축적되면 AI 모델은 유통 과정 중 유사한 환경적 일탈이 발생했을 때 실시간으로 위험 신호를 감지할 수 있다(Carleton and Meng, 2020). 이처럼 위험을 조기에 인지하고 차단하는 예측적 접근은 식중독 발생 이전 단계에서 실질적인 안전장치 역할을 하여 전반적인 관리 체계의 효율성을 극대화한다. AI 기반 식품군별 식중독 예측 모델 설계 시 필요한 주요 데이터 유형과 변수는 표 3과 같다.

식중독 예측 모델은 단일 데이터원에 의존하기보다 다각화된 데이터 유형을 통합 분석하는 구조로 설계되어야 유효성을 갖는다. 특히 실시간 수집이 가능한 공정 및 내부 환경 데이터는 초기 위험 신호를 조기에 감지하는 데 기여하며, 외기 온도나 습도 같은 외부 환경 데이터는 계절적 변동성을 예측 모델에 반영하여 정확도를 고도화하는 역할을 한다.

그림 1은 식품 제조 및 유통 전반의 다원적 데이터를 통합하여 식중독 위험을 실시간으로 스크리닝하는 AI 기반 식품 안전 관리 체계의 개념도이다. 이러한 시스템은 식품군 식별을 시작으로 데이터 수집 및 전처리, AI 분석 알고리즘 적용, 식중독 예측, 위험도 점수화를 거쳐 최종 제어 조치로 연계되는 통합적인 흐름도를 채택하고 있다(FDA, 2020; FAO/WHO, 2022; Juneja et al., 2019).

표 4. 식품군별 AI 예측 모델 주요 변수

식품군	주요 변수	예측 대상균	참고문헌
육류	냉장 온도, 가열 온도 및 시간	*Salmonella*	Smadi et al., 2012; Ehuwa et al., 2021
수산물	해수 온도, 저장 온도	Vibrio	Baker-Austin et al., 2018; Codex, 2024
즉석섭취식품	보관 시간, 작업자 위생	*Listeria*	Farber and Peterkin, 1991; EFSA, 2018;
채소류	세척 시간	*E. coli*	Beuchat, 2002; Berger et al., 2010; Olaimat and Holley, 2012
김치	발효 초기 pH	*Yersinia*	Fredriksson-Ahomaa et al., 2006; Lee et al., 2011; Park et al., 2019
소스류	냉각 시간	*Bacillus cereus*	Granum and Lund, 1997; Stenfors Arnesen et al., 2008; Choi et al., 2020

표 5. 식품 제조 현장에서의 AI 기반 관리 전략

관리 단계	적용 기술 (AI 및 디지털 기술)	기대 효과 및 관리 조치
원료 입고	공급망 이력 데이터 기반 위해도 분석 알고리즘	고위험 원자재 사전 스크리닝 및 입고 검사 가중치 설정
제조 공정	실시간 센서 데이터 기반 이상치 탐지	공정 변수 일탈 전 선제적 알람 및 실시간 궤도 수정
보관	IoT 기반 온도 · 습도 자동 감지 및 시계열 예측 모델	콜드체인 단절 예방 및 잔여 유통기한 예측
출하	단계별 누적 데이터 통합 위험도 평가	최종 제품의 미생물학적 안전성 확인 및 출하 승인 자동화

2) 식품군별 AI 기반 예측 모델 적용 변수

식품군별 식중독 예측 모델은 고정된 알고리즘을 일률적으로 대입하기보다 각 식품 고유의 매트릭스(matrix) 특성을 반영하여 매개변수를 최적화하는 과정이 정밀도 확보의 관건이다. 예를 들어 육류는 냉장 유지 상태와 가열 살균 조건(온도 · 시간)이 핵심 변수이나, 소스류는 고온 조리 후 미생물 증식 가능 온도를 신속히 통과하는 냉각 속도가 *B. cereus* 제어의 주요 위험 요인으로 작용한다(Granum and Lund, 1997). 즉, 동일한 환경 조건일지라도 식품의 pH, 수분활성도, 염도 및 제조 공정 특성에 따라 미생물의 사멸 및 증식 패턴이 다르므로, 표 4와 같이 식품군별 핵심 변수를 독립적으로 설정하는 맞춤형 모델링이 필수적이다.

3) 위험도 기반 식품 안전 관리 체계

AI 기반 식중독 예측 모델의 궁극적 목적은 식중독 발생 가능성을 정량적으로 평가하고, 산출된 위험 수준에 따라 차등적 관리 전략을 수립하는 것이다. 이는 제한된 위생 검사 자원을 효율적으로 배분하고 식품 안전성을 극대화하는 데 기여한다. 본 모델에서는 예측 미생물학의 확률적 성장 모델 및 위해 평가(microbial risk assessment) 알고리즘에서 도출된 상대적 위해 지수를 100점 만점으로 표준화하여 위험도를 저위험(0 – 40점), 중위험(41 – 70점), 고위험(71 – 100점)의 3단계 등급 체계로 분류하였다. 이러한 위험도 기반 분류 기준은 Codex의 위해요소 분석 및 위험 기반 관리 원칙, FAO/WHO의 미생물 위해 평가 지침, 그리고 최신 AI 기반 식품 안전 위해성 평가 방법론에 학술적 근거를 둔다(FDA, 2020; Juneja et al., 2019; Zhang et al., 2025).

4) 식품 제조 현장에서의 AI 기반 관리 전략

AI 기반 예측 모델은 기존 HACCP 체계와 유기적으로 연계되어 공정 관리의 사각지대를 보완할 수 있다. 전통적인 HACCP이 사전에 설정된 한계 기준의 이탈 여부를 감시하는 정적 체계라면, AI 모델은 연속적인 공정 데이터의 흐름과 미세한 이상 패턴을 감지하여 기준치 이탈 전 단계에서 선제적 경보를 발령하는 동적 보완재로 기능한다. 식품 제조 현장에서는 표 5에서와 같이 원료 입고부터 제조, 보관, 출하에 이르는 전 공정 스텝에서 다각적 데이터를 기반으로 위험도를 평가하고 실시간 제어 조치를 수행할 수 있다(Codex, 2022; FDA, 2020; FAO/WHO, 2022).

5) 국가 식중독 관리 체계 적용 전략

AI 기반 예측 모델의 효용성은 개별 제조 현장을 넘어 국가 단위의 공중보건 감시 체계로 확장될 때 극대화된다. 공공 및 민간의 다원적 데이터 융합은 식중독 발생 패턴을 거시적으로 통찰할 수 있는 기반을 제공하며, 특정 지역 · 계절 · 식품군별 위험 징후를 조기에 포착할 수 있게 한다. 국가 단위 시스템에서 연계 가능한 핵심 데이터원은 식중독 신고 이력, 의료기관 진단 정보, 국가 식품 수거 · 검사 결과, 그리고 기상청의 기후 데이터이다. 이들 이종 데이

터를 연계 분석함으로써 식중독 발생 위험을 입체적으로 다차원 평가할 수 있으며, 이는 향후 데이터 기반의 식품 안전 정책 수립과 효율적인 행정 자원 배분의 객관적 근거가 된다. 예컨대, AI가 예보한 고위험 시즌 및 특정 식품군 취급 업소에 위생 감시 인력을 집중적으로 배치하는 타겟형 사전 점검 체계의 수립이 가능해진다. 결과적으로 예측 모델은 제조 공정 제어부터 국가적 감시망 및 의사결정 체계 아키텍처를 관통함으로써, 식품 안전 관리 패러다임의 디지털 전환을 선도하는 핵심 기반 기술이 될 것이다.

4. 국내 식품안전관리 적용 전략 및 정책적 시사점

최근 국내 식품 산업은 생산 체계의 대형화, 즉석섭취식품 및 온라인 유통의 급증, 기후 변화에 따른 미생물 증식 환경의 가변성 확대로 인해 식중독 위험 요인이 다변화 · 복잡화되고 있다. 이러한 환경적 변화는 사후 검사 중심의 전통적 관리 체계만으로는 전사적 예방에 한계가 있음을 시사한다. 따라서 향후 국내 식품 안전 관리는 기존 HACCP 기반의 정적 체계를 유지하되, 인공지능(AI) 예측 모델을 지능형 보완 도구로 도입할 필요가 있다. 이는 현재 정부가 보급 중인 Smart HACCP 시스템의 단순 한계 기준 모니터링 기능을 고도화하고, IoT 빅데이터 기반의 선제적 예측 능력을 부여하는 핵심 상용 기술이 될 것이다.

1) 데이터 기반 예방적 관리 체계로의 전환

국내 식품 안전 제도는 HACCP의 중요관리점 설정을 중심으로 운영되어 왔으나, 공정 전반에서 발생하는 복합적이고 유동적인 위험 요인을 실시간 추적 · 예측하는 데는 한계가 있었다. 특히 온도, 시간, 설비 환경 조건, 물류 정보 및 미생물 검사 결과 등이 개별 분산 관리되어 위험성을 종합 평가하기 어려웠다. 이를 보완하기 위해 AI 기반 식중독 예측 모델을 기존 HACCP과 융합하여, 공정 데이터의 미세한 이상 징후를 조기에 감지하는 실시간 스크리닝 도구로 활용해야 한다. 공정 온도와 보관 시간의 시계열 변화를 분석하여 기준치 도달 전 식중독균 증식 확률이 유의미하게 상승할 때 자동 경보를 발령한다면, 오염 사고 이전 단계에서 실질적인 선제 관리가 가능해진다.

2) 국내 산업 현장 맞춤형 적용 전략

AI 기반 식품 안전 관리 체계의 안착을 위해서는 영세 중소기업이 다수를 차지하는 국내 식품 산업 생태계를 반영해야 한다. 초기부터 대규모 예산이 소요되는 고가의 통합 시스템을 요구하기보다는, 현장 진입 장벽을 낮춘 경량화된 가성비형 예측 모델을 우선 개발 · 보급하는 것이 현실적이다. 그 예로서 기본적인 IoT 온도 센서, 공정 시간 로그, pH 측정값 및 간이 미생물 검사 결과를 연계한 템플릿형 시스템은 중소 제조업체도 큰 부담 없이 도입할 수 있다. 특히 소스류, 단체급식, 즉석섭취식품 등 매트릭스 특성상 온도 · 시간 관리가 치명적인 식품군을 우선 적용 대상으로 지정할 때 정책적 효율성이 극대화될 것이다. 나아가 범용 모델의 예측 오차를 줄이기 위해 육류, 수산물, 발효식품 등 식품군별 pH, 수분활성도, 냉각 속도 등의 고유 변수를 차등 반영한 특화 모델 구축이 수반되어야 한다.

3) 국가 차원의 데이터 통합 및 인프라 구축

AI 예측 모델의 정밀도는 학습 데이터의 규모와 질에 비례하므로, 개별 업체 단위의 활용을 넘어 국가적 차원의 식품 안전 데이터 허브가 구축되어야 한다. 식중독 신고, 식품 수거 · 검사 결과, 제조 공정 데이터, 유통 물류망 정보, 그리고 기상청 기후 데이터를 연계하는 원헬스(One Health) 기반의 범부처 통합 플랫폼은 단순 정보 저장을 넘어 위험을 능동적으로 예측하는 지능형 통제 센터 역할을 수행해야 한다. 이를 위해서는 파편화된 데이터의 표준화가 선행되어야 하므로, 국가 차원의 표준 데이터 스키마, 디지털 기록 방식 및 데이터 품질 관리 기준을 법제화하는 연구가 시급하다.

4) 안정적 정착을 위한 제도적 · 운영적 고려 사항

AI 기반 식품 안전 체계가 규제 및 산업 현장에 수용되기 위해서는 정밀도와 재현율 등 AI 성능 검증 지표의 표

준 가이드라인이 마련되어 오경보와 미탐지로 인한 산업적 혼선을 최소화해야 한다. 또한 현장 관리자의 수용성을 높이기 위해 단순 점수 제시를 넘어 위험 산출 원인을 논리적으로 역추적해 주는 설명 가능한 인공지능(XAI) 기술의 적용이 필수적이다. 아울러 식품 제조 데이터는 기업의 핵심 영업 비밀일 수 있으므로, 공공 안전을 위한 데이터 공유와 기업 정보 보호 간의 균형을 위해 비식별화 기술, 민관 협력 거버넌스의 법적 기준 정립이 병행되어야 한다.

5) 단계적 도입 로드맵과 향후 과제

전국적 확산에 따른 부작용을 방지하기 위해, 식중독 취약 식품군(즉석섭취식품, 단체급식 등) 및 선도 기업을 대상으로 한 시범 사업을 통해 기술적 타당성을 검증하는 단계적 접근이 바람직하다. 이후 대형 제조 시설 및 공공 급식망으로 범위를 점진적으로 확대하여 최종적으로 국가 방역 감시 시스템과 동기화해야 한다. 향후에는 산 · 학 · 연 · 관 협력을 통해 식품 미생물학과 데이터 사이언스(AI) 역량을 결합한 융합형 전문 인력 양성 트랙을 개설함으로써 디지털 식품 안전 생태계의 지속 가능성을 담보해야 할 것이다.

결론

최근 식품 산업은 대규모 생산 체계의 확대, 유통 구조의 복잡화, 즉석섭취식품 소비 증가 및 기후 변화의 심화로 인해 식중독 발생 양상이 다변화되고 있다. 이러한 환경적 변화는 사후 검사 중심의 전통적 관리 체계만으로는 식중독 위험을 선제적으로 통제하는 데 한계가 있음을 시사한다. 본 연구에서 제시한 AI 기반 예측 모델은 제조 공정, 환경 조건, 유통망 정보 및 미생물 검사 결과 등 다원적 데이터를 통합 분석함으로써 위험 요인을 조기에 포착하고 대응할 수 있는 지능형 솔루션이다. 특히 식품군별 특화 매개변수 설정과 3단계 위험도 기반 관리 전략은 개별 제조업체의 공정 제어뿐만 아니라 국가 공중보건 감시 체계로의 확장 가능성이 매우 높다. 식중독 신고 이력, 식품 수거 · 검사 결과, 공정 로그 및 기상 데이터를 유기적으로 연계할 경우, 특정 식품군 · 계절 · 지역별 위해 패턴을 정밀하게 도출할 수 있으며, 이는 과학적 근거에 기반한 자원 배분과 예방 정책 수립의 객관적 지표가 된다.

향후 AI 기반 식품 안전 관리 체계의 안정적 정착을 위해서는 제조 공정 데이터의 표준화 프로토콜 마련과 데이터 품질 관리, 그리고 예측 모델의 성능 검증 기준 수립이 선행되어야 한다. 또한 영업 비밀 보호와 공공 안전 간의 균형을 위한 법적 · 제도적 기반 정립, 국내 중소 제조업체의 진입 장벽을 낮춘 경량화 시스템 개발, 고위험 식품군 중심의 단계적 시범 사업 추진이 요구된다. 아울러 현장 실증 데이터를 활용한 모델 고도화 연구와 미생물학 및 데이터 사이언스 역량을 겸비한 융합형 전문 인력 양성 역시 시급한 과제이다. 결론적으로, AI 기반 식품군별 식중독균 예측 모델은 식품 안전 관리의 과학적 논거를 공고히 하고 위해 발생을 사전에 차단하는 핵심 기전으로서, 향후 국내 식품 안전 패러다임의 디지털 전환을 촉진하는 상용 기술적 · 정책적 이정표가 될 것이다.

참고 문헌

1. Baker-Austin C, Oliver JD, Alam M, Ali A, Waldor MK, Qadri F, Martinez-Urtaza J. Vibrio infections. *Nat Rev Dis Primers*. 2018;4:8.
2. Berger CN, Sodha SV, Shaw RK, Griffin PM, Pink D, Hand P, Frankel G. Fresh fruit and vegetables as vehicles for the transmission of human pathogens. *Environ Microbiol*. 2010;12:2385-2397.
3. Beuchat LR. Ecological factors influencing survival and growth of human pathogens on raw fruits and vegetables. *Microbes Infect*. 2002;4:413-423.
4. Carleton HA, Meng J. Whole genome sequencing and machine learning applications in food safety surveillance. *Annu Rev Food Sci Technol*. 2020;11:11-33.

5. Choi W, Kim SS. Outbreaks, germination, and inactivation of *Bacillus cereus* in food products: A review. Journal of Food Protection. 2020;83(9):1480–1487. doi:10.4315/0362–028X.JFP–19–429.

6. Codex Alimentarius Commission. General principles of food hygiene (CXC 1–1969). Revised 2022. Rome: FAO/WHO; 2022.

7. Codex Alimentarius Commission. *Guidelines on the application of general principles of food hygiene to the control of pathogenic Vibrio species in seafood*. Rome: FAO/WHO; 2024.

8. Doyle MP, Erickson MC. Emerging microbiological food safety issues related to meat. *Meat Sci*. 2006;74:98–112.

9. EFSA Panel on Biological Hazards (BIOHAZ). *Listeria monocytogenes* contamination of ready–to–eat foods and the risk for human health in the EU. *EFSA J*. 2018;16(1):5134.

10. EFSA. 13th Global Summit on Regulatory Science (GSRS23): Emerging Technologies for Food and Drug Safety. Parma: EFSA; 2023.

11. Ehuwa O, Jaiswal AK, Jaiswal S. Salmonella, food safety and food handling practices. *Foods*. 2021;10(5):907.

12. FAO/WHO. *Artificial intelligence applications in food safety risk assessment*. Rome: FAO; 2022.

13. FAO/WHO. *Risk assessment of Vibrio parahaemolyticus in seafood*. Microbiological Risk Assessment Series. Rome: FAO/WHO; 2020.

14. Farber JM, Peterkin PI. *Listeria monocytogenes*, a food–borne pathogen. *Microbiol Rev*. 1991;55:476–511.

15. FDA. *New Era of Smarter Food Safety Blueprint*. Silver Spring (MD): U.S. Food and Drug Administration; 2020.

16. FDA. TechTalk Podcast Episode 3: Artificial Intelligence in the New Era of Smarter Food Safety. Silver Spring (MD): FDA; 2022. Available from: [URL]. Accessed 2026 May 22.

17. Fredriksson–Ahomaa M, Korte T, Korkeala H. Transmission of *Yersinia enterocolitica*. *Int J Food Microbiol*. 2006;110:1–8.

18. Granum PE, Lund T. *Bacillus cereus* and its food poisoning toxins. *FEMS Microbiol Lett*. 1997;157:223–228.

19. Havelaar AH, Kirk MD, Torgerson PR, Gibb HJ, Hald T, Lake RJ, Praet N, Bellinger DC, de Silva NR, Gargouri N, Speybroeck N, Cawthorne A, Mathers C, Stein C, Angulo FJ, Devleesschauwer B. World Health Organization global estimates and regional comparisons of the burden of foodborne disease in 2010. *PLoS Med*. 2015;12:e1001923.

20. Jay JM, Loessner MJ, Golden DA. *Modern Food Microbiology*. 7th ed. New York: Springer; 2005.

21. Jia, X., Li, X., Alharbi, M. O., Ma, P., Ismail–Fitry, M. R., Xia, S., Zhang, Y., Li, Y., & Wang, Q. (2026). AI awakens food packaging: Integrative advances, challenges, and future perspectives. Trends in Food Science & Technology, 168, 105466.

22. Juneja VK, Cadavez V, Gonzales–Barron U. Predictive microbiology in food safety. *Food Control*. 2019;104:187–198.

23. Kim NY, Lee H, Post V, Oh S, Rhee MS. Development of predictive kinetic models describing the survival and inactivation of foodborne pathogens during traditional Korean kimchi fermentation. Food Microbiology. 2023;112:104231.

24. Kovats RS, Edwards SJ, Charron D, Cowden J, D'Souza RM, Ebi KL, Gauci C, Gerner–Smidt P, Hajat S, Hales S, Hernández Pezzi G, Kriz B, Kutsar K, McKeown P, Mellou K, Menne B, O'Brien S, van Pelt W, Schmid H. Climate variability and foodborne disease. *Lancet*. 2004;363:706–715.

25. Lee JS, Heo GY, Lee JW, Oh YJ, Park JA, Park YH, Pyun YR, Ahn JS. Analysis of kimchi microflora using denaturing gradient gel electrophoresis. *J Microbiol Biotechnol*. 2011;21:641–646.

26. Madhu, S., Radhakrishnan, P., Swaminathan, A., Al–Ansari, A., & Kim, J. H. (2025). AI–driven food packaging systems: A new frontier in intelligent food safety and shelf–life management. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 24(1), e13420.

27. Olaimat AN, Al–Nabulsi AA, Shahbaz HM, Holley RA. Microbial safety of sauces and salad dressings: A review on the contamination, survival, and inhibition of foodborne pathogens. Journal of Food Safety. 2021;41(3):e12894.

28. Olaimat AN, Holley RA. Factors influencing the microbial safety of fresh produce: A review. *Food Microbiol*. 2012;32:1–19.

29. Park EJ, Chun J, Cha CJ, Park WS, Jeon CO, Bae JW. Bacterial community analysis during fermentation of ten representative kinds of kimchi with barcoded pyrosequencing. *Food Microbiol*. 2019;78:80–87.

30. Possas A, Valero A, Pérez-Rodríguez F. New software solutions for microbiological food safety assessment and management. Current Opinion in Food Science. 2022;44:100814.

31. Ross T, Dalgaard P. Secondary models. In: McKellar RC, Lu X, editors. Modeling Microbial Responses in Food. Boca Raton: CRC Press; 2004. p. 63–150.

32. Scallan E, Hoekstra RM, Angulo FJ, Tauxe RV, Widdowson MA, Roy SL, Jones JL, Griffin PM. Foodborne illness acquired in the United States—major pathogens. *Emerg Infect Dis*. 2011;17:7–15.

33. Shaveet E, Su C, Hsu D, Gravano L. Seasonality patterns in 311-reported foodborne illness cases and machine learning-identified indications of foodborne illnesses from Yelp reviews, New York City, 2022–2023. arXiv preprint. arXiv:2405.06138; 2024.

34. Smadi H, Sargeant JM, Guerin MT, Ruzante JM, Fazil A, Shoukri M. A quantitative risk assessment of Salmonella in broiler chicken breast meat from production to consumption in Canada. Epidemiol Infect. 2012;140(10):1848–1861.

35. Stenfors Arnesen LP, Fagerlund A, Granum PE. From soil to gut: *Bacillus cereus* and its food poisoning toxins. *FEMS Microbiol Rev*. 2008;32:579–606.

36. Thames HT, Sukumaran AT. Predictive microbiology and a One Health approach to transform the poultry industry. World's Poultry Science Journal. 2020;76(4):795–809.

37. UK Health Security Agency (UKHSA). Guidelines for assessing the microbiological safety of ready-to-eat foods placed on the market. London: UKHSA; 2024.

38. World Health Organization. Food safety. Geneva: WHO; 2023.

39. Zhang D, Zhang H, Wei Z, Wang Y, Zhang Y. IFoodCloud: A platform for real-time sentiment analysis of public opinion about food safety in China. *arXiv preprint*. arXiv:2102.11033; 2021.

40. Zhang H, Zhang D, Wei Z, Wang Y, Zhang Y. Analysis of public opinion on food safety in Greater China with big data and machine learning. *Curr Res Food Sci*. 2023;6:100460.

41. Zhang Q, Lu Z, Liu Z, Li J, Chang M, Zuo M. Application of machine learning in food safety risk assessment. Foods. 2025;14(23):4005. doi:10.3390/foods14234005.