

AI 기반 감각·소비자 데이터 분석 기술의 축산 식품 분야 적용 현황과 시장 전략

Artificial Intelligence-Based Sensory and Consumer Data Analytics in the Livestock Food Industry: Current Applications and Market Strategies

김미란* (Mi-Ran Kim*)

가톨릭대학교 식품영양학과

Department of Food Science and Nutrition, The Catholic University of Korea

I. 서론

축산식품 산업은 소비자 니즈의 다양화, 품질 차별화 요구 증가, 그리고 글로벌 경쟁 심화라는 복합적인 도전에 직면해 있다. 이러한 환경에서 소비자가 식품을 어떻게 인식하고 선택하는지를 정확히 이해하는 것은 제품 개발과 시장 전략 수립의 핵심 과제가 되었다. 감각평가(sensory evaluation)는 오감을 활용하여 식품의 속성을 파악하고 이를 질적·양적으로 측정 및 해석하는 분야로, 심리학, 생리학, 통계학 등의 통합적 접근을 통해 발전해 왔다 (Lee et al., 2025). 표준화된 절차와 일관된 프로토콜에 기반하여 자극과 인간 반응 간의 상호작용을 이해하고, 제품의 수용 가능성 파악, 구매 의도 및 지불 의향 예측, 감각 프로파일(sensory profile)과 소비자 반응 간의 상관관계 규명에 활용되는 이 분야는, 특히 축산식품 분야에서 제품 개발, 품질 보증, 시장 전략 수립의 핵심 근거 데이터를 제공하는 필수적인 도구로 활용되고 있다(Jo et al., 2025; Torrico et al., 2018).

그러나 전통적인 감각평가 방법론은 패널 모집, 훈련, 관리에 소요되는 막대한 시간과 비용, 개인 간 지각 차이(inter-individual variability)에서 비롯되는 주관성, 그리고 문화적 배경 및 정서 상태에 따른 인지적 편향(cognitive bias)으로 인해 결과의 재현성과 외적 타당도(external validity)가 제한되는 근본적인 한계를 가진다(Chen et al., 2025; Torrico et al., 2023). 특히 소비자 반응의 상당 부분은 자율신경계(autonomic nervous system)에 의해 매개되는 무의식적 반응에 기인하며, 이는 자기보고식(self-reported) 설문만으로는 충분히 포착될 수 없다(Cosme et al., 2025; Fuentes et al., 2021).

이러한 한계를 극복하기 위한 대안으로 감각·소비자 과학 분야에 인공지능(artificial intelligence, AI) 및 디지털 기술의 도입이 빠르게 확산되고 있다. AI는 방대한 데이터를 수집하고 복잡한 패턴을 학습하여, 인간의 감각 반응을 객관적이고 일관되며 신속하게 예측·분류할 수 있는 강력한 분석 도구로, 식품 산업 전반에서 대량의 데이터가 축적됨에 따

*Corresponding author: Mi-Ran Kim
Department of Food Science and Nutrition, The Catholic University of Korea, Bucheon 14662, Korea
Tel: +82-2-2164-4315
E-mail: miran.kim@catholic.ac.kr

라 AI를 감각 및 소비자 연구에 적용하는 것의 필요성과 중요성이 점점 더 인식되고 있다 (Lee et al., 2025; Nunes et al., 2023). 특히 머신러닝(machine learning)은 기존의 통계적 방법과 달리 추론보다 예측에 초점을 맞추며, 복잡한 비선형 상호작용이 존재하거나 통제되지 않은 조건에서 수집된 데이터에서도 효과적으로 작동한다는 장점이 있다 (Hiregoudar et al., 2026; Jo et al., 2025).

현재 감각 및 소비자 연구에 적용되는 AI 기반 분석 기술은 크게 두 방향으로 전개된다. 첫째는 머신러닝 기반 감각 특성 예측 및 분류로, 컴퓨터 비전 시스템(computer vision system, CVS) 기반 외관 품질 분석, 근적외선 분광법 (near-infrared, NIR) 및 초분광 영상(hyperspectral imaging, HSI) 기반 텍스처·물성 예측, 그리고 전자코 (electronic nose, E-nose)·전자혀(electronic tongue, E-tongue) 기반 향미 특성 분석이 해당된다. 둘째는 AI가 접목된 디지털 기술 기반 소비자 반응 분석으로, 시선추적(eye-tracking) 기반 시각적 주의 및 구매행동 분석, 자동 얼굴 표정 분석(automatic facial expression analysis, AFEA) 기반 감성 반응 분석, 그리고 가상현실(virtual reality, VR)·증강현실(augmented reality, AR) 기반 맥락적 소비자 평가가 포함된다. 이 두 접근법은 상호 보완적으로 활용될 때 소비자 경험에 대한 보다 포괄적인 이해를 제공한다(Cosme et al., 2025).

이에 본 원고에서는 AI 기반 감각 및 소비자 데이터 분석 방법론의 원리와 특성, 축산식품 분야에서의 적용 현황을 고찰하고, 시장 전략 수립에 대한 실용적 시사점을 제공하고자 한다.

II. 본론

1. AI 기반 감각 특성 예측 및 분류

1) 광학 기반 비파괴 품질 분석

컴퓨터 비전 시스템(CVS), 근적외선 분광법(NIR), 초분광 영상(HSI)은 모두 광학적 원리를 기반으로 시료를 파괴하지 않고 품질 특성을 평가하는 비파괴 기술이다. CVS는 디지털 카메라로 획득한 가시광선 영역의 이미지를 분석하여 색상, 텍스처, 형태 등 외관적 특징을 정량화하며, NIR은 780-2,500 nm 파장 범위에서 C-H, O-H, N-H 등 화학 결합의 흡수 특성을 통해 지방, 단백질, 수분 등 내부 성분을 신속하게 정량화한다. HSI는 CVS와 NIR의 장점을 통합한 기술로, 각 화소에서 수백 개의 연속 파장 정보를 동시에 획득함으로써 시료의 공간적 분포와 화학적 조성을 3차원 데이터 큐브(hypercube) 형태로 제공한다 (Olaniyi & Kucha, 2025; Shi et al., 2021). 세 기술은 모두 수집된 데이터에서 유효한 정보를 추출하기 위해 머신러닝 알고리즘과 결합하여 활용되며, 기존의 파괴적·주관적 평가 방식을 대체할 수 있는 객관적 품질 평가 수단으로 주목받고 있다 (Modzelewska-Kapituła & Jun, 2022; Taheri-Garavand et al., 2019).

CVS 분야에서 Cernadas et al. (2022)은 건식 숙성 햄 슬라이스의 이미지로부터 훈련된 패널(6명)이 평가한 마블링 점수와 상관계수 0.92를 달성하였으며, Menezes et al. (2025)은 스마트폰 이미지 기반 모델이 소비자(46.7%)보다 높은 연도 판별 정확도(76.5%)를 보임을 확인하였다. NIR 분야에서 Hernández-Ramos et al. (2020)은 건식 숙성 햄의 NIR 스펙트럼을 활용하여 훈련된 패널(10명)이 평가한 외관, 향미, 텍스처 등 28개 감각 특성을 예측하였으며, 향미 강도 결정계수(R^2) 0.82를 비롯한 주요 특성에서 유의미한 예측력을 확인하였다. HSI 분야에서 Zhang et al. (2022)은 양 등심 초분광 영상으로 경도(hardness), 겹성(gumminess), 씹힘성(chewiness) 등 텍스처 파라미터를 $R^2=0.984-0.987$ 수준으로 예측하였다(표 1).

표 1. AI 기반 감각 특성 예측 및 분류 연구 요약

참고문헌	식품	기술/센서	AI 활용	주요 결과
Cernadas et al. (2022)	건식 숙성 햄	CVS (RGB)	SVR	R=0.92, MAE=0.46
Menezes et al. (2025)	소고기·돼지고기	CVS (스마트폰 RGB)	CNN, SVR, RF, ANN	연도 분류 AI 76.5% vs. 소비자 46.7%
Zhang et al. (2025)	소고기	CVS (RGB)	ResNet50+GLCM+GAT	부위 92.75%, 등급 91.51% 분류 정확도
Hernández-Ramos et al. (2020)	건식 숙성 햄	NIR (1,100–2,000 nm)	ANN	향미 강도 R ² =0.82
Zhang et al. (2022)	양 등심	HSI (900–1,700 nm)	LSSVM	경도·점성·씹힘성 R ² =0.984–0.987
Wijaya et al. (2021)	소고기	E-nose	DWT+LSTM	분류 정확도 94.83%, R ² =0.9712
Zeng et al. (2023)	요구르트	E-nose	SVM	정확도 93.3%
Jiang et al. (2021)	건식 숙성 햄	E-nose + E-tongue + CVS	BPNN	R ² 0.935
Shen et al. (2024)	양고기 샤슬릭	E-nose + E-tongue + CVS + TA + GC-MS	CCST	R ² =0.964
Lu et al. (2025)	돼지고기 패티	E-nose + 다차원 지표	BP-ANN	정확도 98.00%
Geng et al. (2025)	발효 소시지	E-tongue	CNN/LSTM/Transformer	감칠맛 역치 0.11 mg/mL

CVS: computer vision system; RGB: red-green-blue; NIR: near-infrared; HSI: hyperspectral imaging; E-nose: electronic nose; E-tongue: electronic tongue; TA: texture analysis; GC-MS: gas chromatography-mass spectrometry; QDA: quantitative descriptive analysis; TPA: texture profile analysis; WBSF: Warner-Bratzler shear force; IMF: intramuscular fat; SHAP: SHapley Additive exPlanations; SVR: support vector regression; CNN: convolutional neural network; RF: random forest; ANN: artificial neural network; GLCM: gray-level co-occurrence matrix; GAT: graph attention network; LSSVM: least squares support vector machine; DWT: discrete wavelet transform; LSTM: long short-term memory; SVM: support vector machine; BPNN: backpropagation neural network; CCST: cross-channel sensory transformer; BP-ANN: backpropagation artificial neural network; MAE: mean absolute error; R²: coefficient of determination; R: Pearson's correlation coefficient

세 기술은 각기 상이한 특성과 한계를 지닌다. CVS는 저비용·고속이라는 장점이 있으나 외관 정보에 국한되어 내부 성분이나 향미와 같은 감각 특성을 직접 포착하기 어렵고, NIR은 현장 적용성이 높지만 시료의 한 지점에서 평균 스펙트럼을 측정하는 방식의 특성상 불균질한 시료에서는 측정 위치에 따른 결과 편차가 발생할 수 있다는 한계가 있다. HSI는 공간 분해 정보를 제공하는 강점이 있으나 대용량 데이터 처리와 높은 장비 비용으로 인한 산업 적용의 한계가 지적된다.

2) 전자코·전자혀 기반 향미 품질 분석

전자코(E-nose)와 전자혀(E-tongue)는 각각 인간의 후각과 미각을 모방한 지능형 감각 기기로서, 금속산화물 반도체(metal oxide semiconductor) 센서 어레이를 통해 식품의 휘발성 유기화합물 및 미각 성분을 정량화한다. 전통적인 감각평가나 가스크로마토그래피-질량분석법(GC-MS)에 비해 신속하고 비파괴적이라는 장점이 있으며, 최근에는 머신러닝 및 딥러닝과의 결합을 통해 감각 특성 예측 및 품질 분류 정확도가 크게 향상되고 있다.

전자코 단독 적용 연구에서는 패널 기반 감각 등급을 레이블로 활용하여 소고기 신선도 분류 모델(정확도 94.8%)과 요구르트 향 유형 분류 모델(정확도 93.3%)이 보고되었다(Wijaya et al., 2021; Zeng et al., 2023). 다중 센서 융합 연구에서는 패널이 묘사분석(quantitative descriptive analysis, QDA)으로 평가한 감각 특성 점수를 목표 변수로 설정하고 전자코·전자혀·컴퓨터 비전·텍스처 분석기·GC-MS 등 이중 센서 데이터를 통합하여 건식 숙성 햄(R²0.935), 돼지고기 패티(정확도 98.0%)의 감각 프로파일을 정량 예측하는 모델이 개발되었다(Jiang et al., 2021; Lu et al., 2025; Shen et al., 2024). 한편 Geng et al. (2025)은 발효 소시지의 메타게놈 데이터를 기반으로한 딥러닝 모델

로 감칠맛 펩타이드를 예측하고, 분자 도킹(molecular docking) 및 분자동역학 시뮬레이션(molecular dynamics simulation)으로 감칠맛 수용체 T1R1/T1R3와의 결합 안정성을 검증하였다. 최종 선정된 3개 펩타이드는 전자혀와 감각평가에서 유의미한 감칠맛 특성을 나타내었다(표 1).

이상의 연구들은 전자코·전자혀와 머신러닝·딥러닝의 결합이 신선도 분류, 감각 특성 예측, 기능성 펩타이드 발굴 등 다양한 품질 분석에 효과적임을 보여준다. 특히 다중 센서 융합과 딥러닝의 통합은 인간의 다중 감각 인식을 보다 정밀하게 모사할 수 있어 단일 센서 접근의 한계를 보완할 것으로 기대된다 (Jiang et al., 2021; Shen et al., 2024). 그러나, 센서 드리프트 (sensor drift), 장기 안정성, 적용 가능성 등은 향후 해결해야 할 과제로 남아 있다.

2. 디지털 기술 기반 소비자 반응 분석

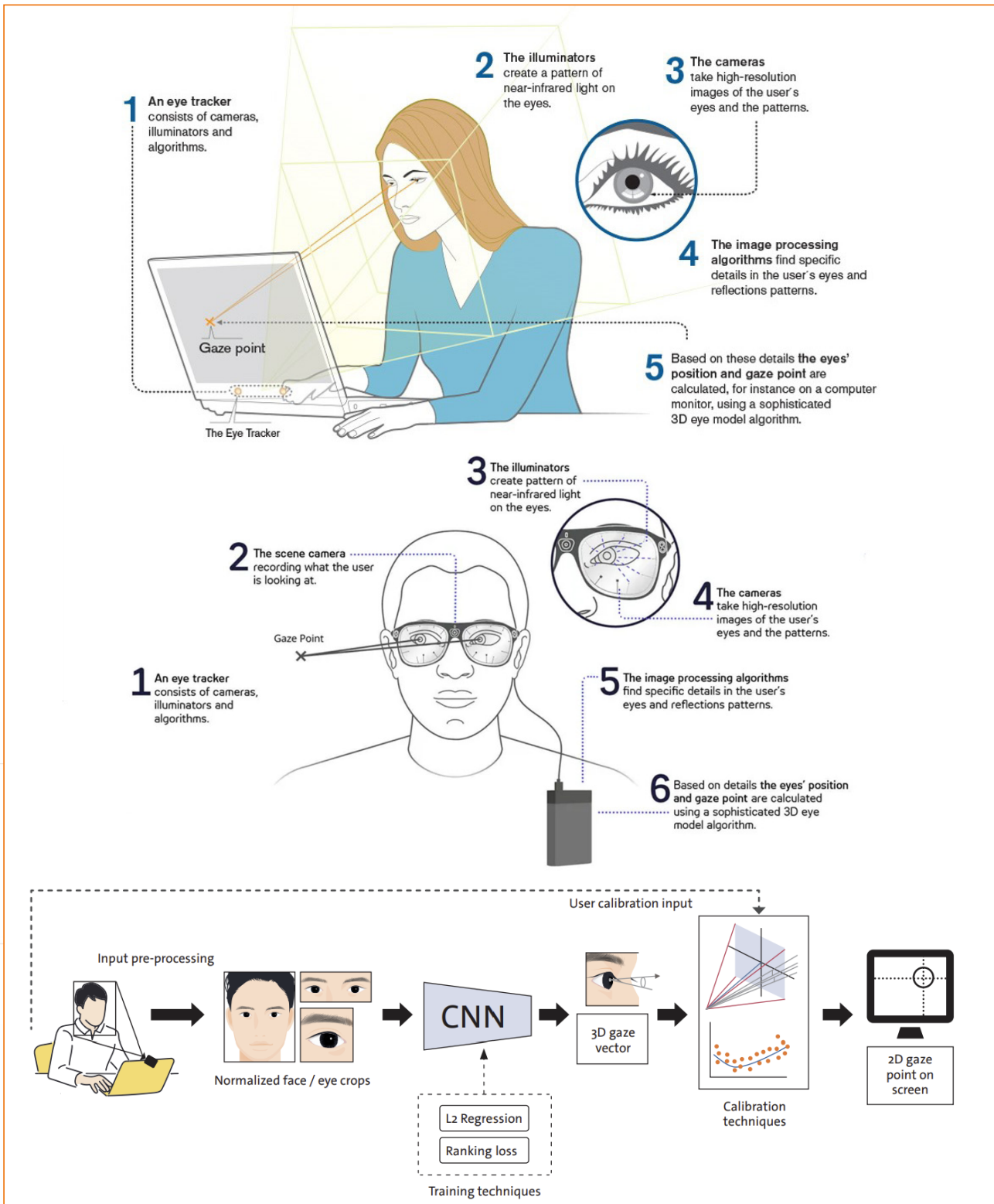
1) 시선 추적 기반 시각적 주의 및 구매행동 분석

시선추적(eye-tracking)은 근적외선 기반 카메라와 알고리즘을 활용하여 소비자의 시선 위치와 안구 운동을 실시간으로 측정·분석하는 관찰적 기법으로 (그림 1 및 그림 2), 시선 고정(fixation), 도약 운동(saccade), 체류 시간(dwell duration) 등의 지표를 통해 소비자의 시각적 주의 패턴을 정량화한다 (Duerrschmid & Danner, 2018). 소비자가 실험 목적을 인지하지 못한 상태에서 자동적·무의식적 반응을 포착할 수 있다는 점에서 자기보고식 설문의 한계를 보완하는 암묵적 (implicit) 측정 방법으로 평가되며, 선택된 대안이 선택되지 않은 대안보다 더 많은 시선 고정 횟수와 더 긴 체류 시간을 나타낸다는 일관된 연구 결과는 시선 행동과 구매 의사결정 간의 밀접한 관련성을 뒷받침한다 (Orquin & Loose, 2013).

축산식품 분야에서도 시선추적을 활용한 소비자 구매행동 연구가 보고되고 있다. Malheiros et al. (2025)은 신선육 및 조리육에 대한 소비자의 시선 패턴과 구매 의도 간의 관계를 분석하였으며, 진한 붉은색 육색이 구매 의도를 높이는 반면 갈색 육색은 구매 의도를 낮추는 것을 확인하였다. 또한 색상, 품종, 마블링, 가격이 시선 고정 지표에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. Samant and Seo (2016)는 닭고기 제품을 대상으로 라벨 지식 수준이 소비자의 시각적 주의에 미치는 영향을 분석하였으며, 라벨 지식이 높은 소비자는 지속가능성 및 공정 관련 라벨 문구에 더 오래, 더 자주 시선을 고정한 반면, 라벨 지식이 낮은 소비자는 육류 제품의 외관을 더 오래 관찰하는 것으로 나타났다. Riswanto et al. (2025)은 일반, 유기농, 캐릭터 테마 우유 패키징을 대상으로 소비자 시선 고정 시간과 히트맵을 분석하였으며, 캐릭터 테마 패키징이 가장 높은 시각적 주의를 유발하고 브랜드명이 가장 일관되게 시선을 끄는 요소임을 확인하였다.

나아가 시선추적 데이터를 머신러닝 알고리즘과 결합하여 소비자의 식품 선택을 예측하는 연구가 보고되고 있다. Gere et al. (2016)은 사과, 샐러드, 소시지 등 6개 식품 카테고리를 대상으로 59명의 참가자에게 4개의 제품 대안을 동시에 제시하고, 시선 고정 횟수, 체류 시간 등 6개의 시선 지표를 13개의 통계적 모델에 적용하여 소비자 선택을 최대 99.8%의 정확도로 예측하였다. 비식품 분야에서도 시선추적 데이터를 딥러닝에 입력하여 소비자 선택을 예측하는 연구가 보고되는 등 (Unger et al., 2023), 시선추적 데이터와 AI의 결합은 점차 고도화되고 있으며 축산식품 분야에서도 이러한 접근의 적용 가능성이 기대된다. 다만 시선추적은 소비자가 무엇을 보는지는 알려주지만 왜 보는지에 대한 인과적 설명은 제공하지 못하며, 착용형 기기 사용 시 참가자가 실험 목적을 인지하여 시선 패턴을 의도적으로 조작할 수 있다는 점도 한계로 지적된다 (Duerrschmid & Danner, 2018).

그림 1. 스크린 기반 및 착용형 시선추적 장치의 작동 원리



출처: <https://connect.tobii.com/s/article/How-do-Tobii-eye-trackers-work>
<https://noldus.com/download/document/white-paper-facereader-webcam-based-eye-tracking>

그림 2. 시선추적 데이터의 시각화 방법: (a) 인지 영역 맵 (seen map), (b) 히트맵 (heat map), (c) 시선 경로 도표(gaze plot)



출처: https://connect.tobii.com/s/article/Types-of-visual-engagement-maps?language=en_US
https://connect.tobii.com/s/article/heat-maps-and-gaze-plots?language=en_US

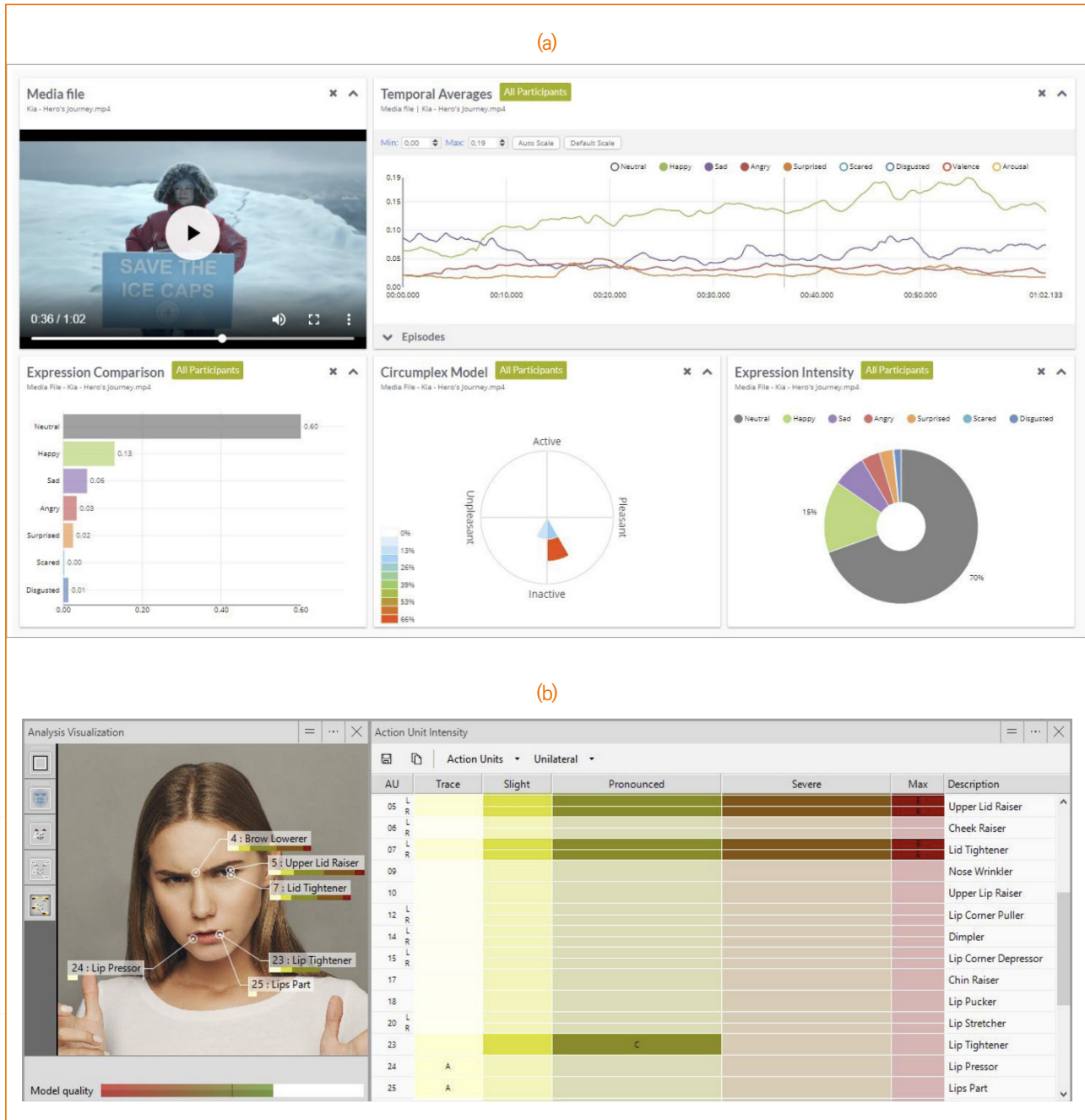
2) 얼굴 표정 인식 기반 감성 반응 분석

자동 얼굴 표정 분석(AFEA)은 비디오 또는 이미지 데이터로부터 소비자의 얼굴 근육 움직임을 실시간으로 감지하고 분류하여 감성 반응을 정량화하는 기술이다 (Danner & Duerrschmid, 2018). 얼굴 표정은 인간의 비언어적 커뮤니케이션에서 감정을 표현하는 가장 풍부한 정보원으로 (Ekman, 2003), Friesen and Ekman (1978)이 개발한 얼굴 행동 부호화 시스템(facial action coding system)에 기반하여 행복(happiness), 슬픔(sadness), 분노(anger), 혐오(disgust), 공포(fear), 놀람(surprise) 등 기본 감정(basic emotions)을 분류하는 체계가 확립되어 있다 (그림 3). 현재 소비자 연구에서 가장 널리 활용되는 상용 소프트웨어인 FaceReader™(Noldus Information Technology)는 인간 코더와 비교하여 평균 88%의 분류 정확도를 달성하는 것으로 보고되었다 (Lewinski et al., 2014).

축산식품 분야에서도 AFEA를 활용한 소비자 감성 반응 연구가 보고되고 있다. Kostyra et al. (2016)은 30명의 소비자 패널이 5종의 혼제 햄을 시식한 후 보이는 얼굴 표정을 FaceReader™로 수집하고, 5개의 감성 프로파일 클러스터로 분류하였다. 분석 결과 중립(neutral)과 슬픔이 우세한 가운데, 행복 반응은 혼합 품종에 고용량 비타민 E를 급여한 제품에서 가장 높게 나타나 사료 조성 및 품종이 소비자 감성 반응에 영향을 미침을 확인하였다. Mena et al. (2023)은 소고기 패티에 대한 연령별 얼굴 표정 반응을 비교하였으며, 요구르트를 평가한 Gupta et al. (2021)은 암묵적 표정 측정과 명시적 자기보고 간의 불일치를 보고하며 두 측정 방법의 병행 필요성을 제안하였다. 한편 Fuentes et al. (2020)은 곤충 기반 식품을 대상으로 얼굴 표정 분석과 원격 심박수(remote heart rate), 피부 온도(skin temperature) 등 비침습 생체신호를 통합하고 인공신경망(artificial neural network)을 적용하여 소비자의 감성 반응 및 기호도를 예측하는 모델을 개발하였다. 분석 결과 얼굴 표정 단독 분석보다 생체신호를 통합한 다중 모달(multimodal) 접근이 소비자 감성 반응 예측 정확도를 향상시키는 것으로 나타났다(표 2).

이상의 연구들은 AFEA가 전통적인 자기보고식 감각평가로는 포착하기 어려운 소비자의 무의식적 감성 반응을 실시간

그림 3. FaceReader™ 분석 화면: (a) 시간대별 감성 강도, (b) 얼굴 행동 단위 (action unit)



출처: <https://noldus.com/download/document/white-paper-facereader-facereader-online>
<https://noldus.com/download/document/white-paper-facereader-custom-expressions>

으로 정량화할 수 있음을 보여주며, 축산식품의 품종, 사료 조성, 질감 등 제품 속성이 소비자의 감성 경험에 미치는 영향을 객관적으로 규명하는 데 활용될 수 있음을 시사한다. 다만 AFEA는 중립 표정이 우세하게 나타나는 경향이 있어 미세한 감정 차이를 포착하는 데 한계가 있으며, 조명, 머리카락이나 안경에 의한 얼굴 가림, 씹기 등 식품 섭취 행동에 의한 아티팩트(artifact) 발생이 측정 정확도에 영향을 미칠 수 있다는 점도 고려해야 한다 (Danner & Duerrschmid, 2018; Savela-

표 2. 디지털 기술 기반 소비자 반응 분석 연구 요약

참고문헌	식품	기술/센서	AI 활용	주요 결과
Malheiros et al. (2025)	신선육·조리육	Eye-tracking	-	진한 붉은색 → 구매 의도↑, 갈색 → 구매 의도↓
Samant & Seo (2016)	닭고기	Eye-tracking	-	라벨 지식 높을수록 지속가능성 라벨에 시선 집중
Riswanto et al. (2025)	우유	Eye-tracking	-	캐릭터 테마 패키징에서 시각적 주의 가장 높음
Gere et al. (2016)	사과·샐러드·소시지 등	Eye-tracking	KNN, C4.5 DT 등 13개	최대 99.75% 예측 정확도
Kostyra et al. (2016)	훈제 햄	AFEA (FaceReader™)	Kohonen NN	중립·슬픔 우세, 행복 반응은 특정 사료 조성 제품에서 최고
Gupta et al. (2021)	요구르트	AFEA (FaceReader™)	-	자기보고와 표정 반응 간 불일치 확인
Fuentes et al. (2020)	곤충 기반 식품	AFEA + 생체신호 (심박수, 피부 온도)	ANN	다중 모달 통합 시 단독 AFEA 대비 예측 정확도 향상
Crofton et al. (2021)	쇠고기 스테이크	VR (360°)	-	VR 레스토랑 환경에서 기호도 유의미하게 높음
Dong et al. (2021)	요구르트	AR	-	환경과 제품 간 유의미한 상호작용 확인
da Silva et al. (2025)	맥주	VR (몰입형)	RF + SHAP	활력·만족·평온이 수용도의 주요 예측 변수
Gonzalez Viejo et al. (2024)	채소류	VR + 생체신호 (얼굴표정, 심박수, 혈압)	ML	디지털 트윈 기반 수용도 예측 모델 가능성 제시

AFEA: automatic facial expression analysis; VR: virtual reality; AR: augmented reality; KNN: k-nearest neighbors; DT: decision tree; ML: machine learning; NN: neural network; ANN: artificial neural network; RF: random forest; SHAP: SHapley Additive exPlanations; FaceReader™: commercial facial expression analysis software developed by Noldus Information Technology

Huovinen et al., 2021). 인공지능 기반 딥러닝 모델의 도입과 시선 추적, 생리적 신호 등 다른 생체신호와 다중 모달(multimodal) 통합을 통해 이러한 한계를 보완할 수 있을 것으로 기대된다(Fuentes et al., 2020; Lee et al., 2022).

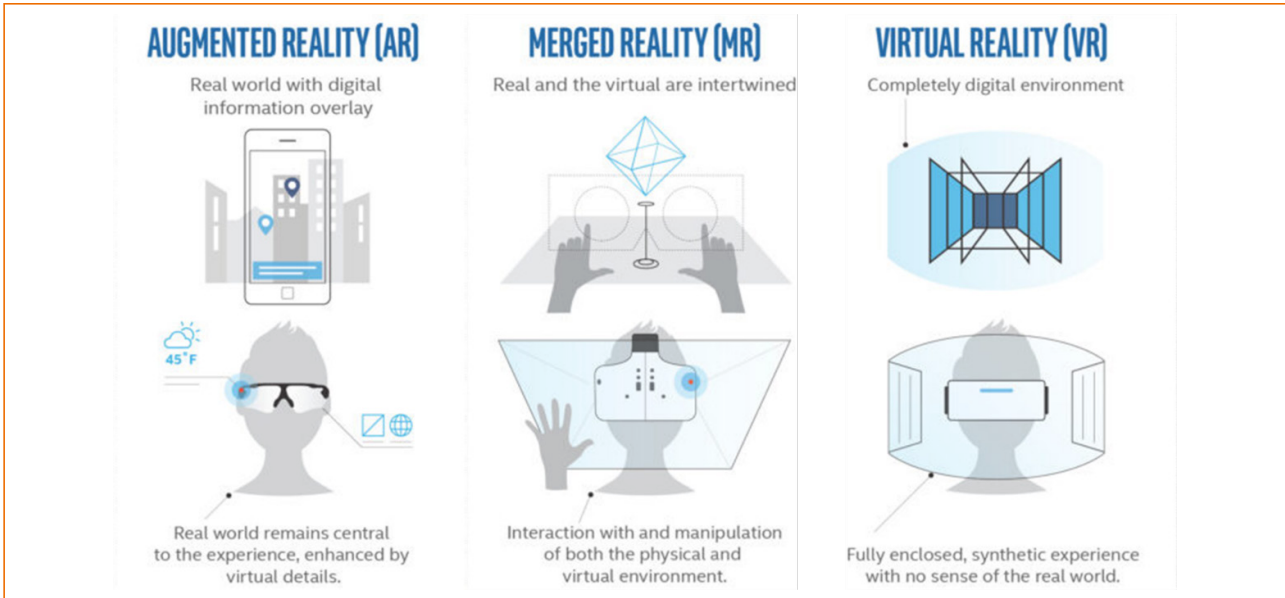
3) 가상·증강현실 기반 맥락적 소비자 평가

가상현실(VR)과 증강현실(AR)은 소비자가 식품을 경험하는 맥락적 환경을 실험실 내에서 재현하여 감각평가의 생태적 타당도(ecological validity)를 향상시키는 몰입형 기술이다(그림 4 및 그림 5)(Fuentes et al., 2021; Porcherot et al., 2018). VR은 헤드마운트 디스플레이(head-mounted display)를 통해 소비자를 완전한 가상 환경에 몰입시키는 반면, AR은 실제 환경에 디지털 정보나 이미지를 중첩하여 제품 경험을 변형하거나 보완한다(Torrico et al., 2023). 감각평가 부스가 외부 자극을 차단하여 내적 타당도(internal validity)를 확보하는 데 유리한 반면, VR/AR 기반 평가 환경은 소비자가 실제로 식품을 경험하는 레스토랑, 슈퍼마켓, 가정과 같은 소비 맥락을 시뮬레이션함으로써 소비자 반응의 현실 예측력을 높일 수 있다는 점에서 주목받고 있다(Lee et al., 2022; Porcherot et al., 2018).

VR을 감각평가 부스에 도입하여 치즈를 평가한 Stelick et al. (2018)은 VR이 실험실 환경에서도 소비자의 실제 소비 상황을 효과적으로 재현할 수 있음을 확인하였다. Crofton et al. (2021)은 360도 VR 기술을 활용하여 레스토랑 환경과 감각평가 부스 조건에서 소고기 스테이크 기호도를 비교하였으며, VR 레스토랑 환경에서 감각평가 부스 대비 유의미하게 높은 기호도가 나타나 소비 맥락이 육류 제품 수용도에 영향을 미침을 확인하였다. AR 분야에서는 Dong et al. (2021)이 두 가지 AR 환경(코코넛 뷰, 유제품 뷰)에서 유제품 및 비유제품 요구르트를 평가하였다.

나아가 최근에는 식품분야에서 VR 환경과 인공지능을 결합한 연구가 진행되고 있다. da Silva et al. (2025)은 3개의 몰입형 VR 환경(초현실적 공간, 오래된 마을, 여유로운 해변)과 감각평가 부스에서 맥주의 소비자 수용도와 감성 반응

그림 4. 증강현실(AR), 혼합현실(MR), 가상현실(VR)의 개념 및 특성 비교



출처: <https://www.appliedart.com/blog/vr-ar-or-mr-whats-the-difference-why-should-i-care>

그림 5. 증강현실(AR), 혼합현실(MR), 가상현실(VR)의 감각적 몰입도 및 구현 방식 비교

현실 ←	Augmented Reality (AR) 증강현실	Mixed Reality (MR) 혼합현실	Virtual Reality (VR) 가상현실	가상 →
	감각적 몰입도	부분적	부분적	완전
구현 방식	현실의 상황에 가상의 정보를 추가하여 현실에 있는 가상 정보를 현실처럼 느끼도록 하는 기술	현실과 가상의 정보를 융합해 진화된 가상 세계를 만드는 기술로 현실과 상호작용이 가능한 기술	모든 객체와 환경이 렌더링되어 100% 가상으로 구현된 환경이 현실 세계의 경험을 대체	

출처: https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmgsites/kr/pdf/2025/eri/issue_monitor/kpmg-%EC%82%BC%EC%A0%95KPMG-XR-20250321.pdf.coredownload.inline.pdf

을 평가하고, 머신러닝 모델을 적용하여 '활력(invigorated/renewed)', '만족(satisfied)', '평온(calm)' 등의 긍정적 감성이 수용도의 주요 예측 변수임을 확인하였다. Gonzalez Viejo et al. (2024)은 몰입형 환경에서 채소류를 시식하는 소비자의 얼굴 표정, 심박수, 혈압 등 비침습 생체신호를 수집하고 머신러닝 모델에 적용하여 수용도와 생리적·감성적 반응 간의 패턴을 도출하였으며, 이러한 접근이 향후 디지털 트윈(digital twin) 기반 식품 수용도 예측 모델 개발에 활

용될 수 있음을 제시하였다(표 2).

이상의 연구들은 VR/AR 기술이 소비자의 실제 소비 맥락을 반영한 보다 생태적으로 타당한 감각평가 환경을 구현하는 동시에, 수집된 소비자 데이터를 AI와 결합함으로써 제품 수용도에 영향을 미치는 맥락적·감성적 요인을 정밀하게 분석할 수 있음을 보여준다. 축산식품 분야에서도 VR/AR과 AI의 통합 활용은 소비 환경에 따른 제품 수용도 변화를 예측하고 소비자 지향적 제품 개발 및 마케팅 전략 수립에 기여할 것으로 기대된다. 다만 헤드마운트 디스플레이 착용으로 인한 사이버멀미(cybersickness), 높은 장비 비용, 실제 식품 시식과의 병행 어려움 등은 여전히 해결해야 할 과제로 남아 있다 (Lee et al., 2025; Porcherot et al., 2018).

III. 결론 및 제언

AI 기반 감각 및 소비자 데이터 분석 기술은 축산식품 산업의 품질 평가 및 소비자 연구 방식을 근본적으로 변화시키고 있다. CVS, NIR, HSI 등 광학 기반 비파괴 기술은 훈련된 패널 없이도 마블링, 연도, 텍스처 등 주요 품질 지표를 높은 정확도로 예측할 수 있음을 보여주었으며, 전자코·전자혀 기반 기술은 향미와 신선도 등 화학적 감각 특성의 객관적 정량화를 가능하게 하였다. 나아가 시선 추적, 얼굴표정 인식, VR/AR 기술은 소비자의 무의식적 감성 반응과 구매행동을 실시간으로 포착함으로써 자기보고식 설문이 놓치는 암묵적 소비자 인사이트를 제공하고 있다. 이러한 기술들이 공통적으로 지향하는 바는 인간의 주관적 판단에 의존하던 감각·소비자 평가를 데이터 기반의 객관적·반복 가능한 방식으로 전환하는 것이다.

그러나 현재까지의 연구들은 대부분 개별 품질 지표의 예측 정확도 향상에 초점을 맞추고 있으며, 이러한 예측값이 실제 소비자 기호도나 구매 의사결정으로 어떻게 연결되는지를 통합적으로 검증한 사례는 드물다. 연도나 마블링 등 품질 특성이 소비자 만족도에 미치는 영향은 개인의 기호, 문화적 배경, 소비 맥락에 따라 달라질 수 있으므로, 기기적 품질 측정값과 소비자 기호도를 동시에 고려하는 통합 예측 모델의 개발이 시급하다. 이미 두 변수 간의 관계에 대한 데이터가 상당히 축적되어 있는 만큼, 이를 학습 데이터로 활용한 엔드투엔드(end-to-end) 예측 모델 구축은 기술적으로도 충분히 실현 가능한 목표라 할 수 있다.

산업계 관점에서 이들 기술의 실질적 가치는 단순한 품질 검사 자동화를 넘어 소비자 지향적 제품 개발과 시장 세분화 전략에 있다. CVS나 NIR 기반 인라인(in-line) 품질 예측 시스템을 도입하면 가공 라인에서 실시간으로 제품을 등급화하고 소비자 기호 세그먼트에 맞게 배분하는 것이 가능해진다. 시선 추적과 얼굴표정 분석은 신제품 출시 전 소비자 반응을 사전 검증하는 도구로 활용할 수 있으며, VR/AR 기술은 오프라인 매장 환경을 시뮬레이션하여 패키징 디자인이나 진열 방식이 구매 의도에 미치는 영향을 저비용으로 테스트할 수 있게 한다. 특히 소비자 개인의 감각 선호 데이터를 축적하여 개인 맞춤형 제품 추천이나 맞춤형 품질 등급 기준을 제시하는 방향으로 발전할 경우, 축산식품 산업은 프리미엄 시장에서의 경쟁력을 한층 강화할 수 있을 것으로 기대된다.

이를 위해 업계에서는 몇 가지 전략적 방향을 고려할 필요가 있다. 첫째, 개별 기술의 단독 도입보다는 CVS, 분광 기술, 소비자 생체신호 측정을 연계한 다중 모달 데이터 수집 체계를 구축하여 품질 예측의 정확도와 소비자 인사이트의 깊이를 동시에 높이는 것이 효과적이다. 둘째, 기술 도입 초기에는 상대적으로 비용이 낮고 현장 적용성이 높은 CVS 또는 NIR 기반 시스템부터 단계적으로 도입하고, 축적된 품질-기호도 데이터를 기반으로 점진적으로 모델을 고도화하는 접근이 현실적이다. 셋째, 소비자 생체신호 및 행동 데이터 수집 과정에서 개인정보 보호와 데이터 윤리 기준을 명확히 수립하는 것이 장기적 신뢰 확보를 위해 필수적이다. AI 기반 감각·소비자 과학 방법론의 발전은 축산식품 산업이 데이터 중심의 소비자 지향적 생산 체계로 전환하는 데 있어 핵심적인 동력이 될 것이다.

감사의 글

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2024-00458728).

참고문헌

1. Cernadas E. Fernández-Delgado M. Fulladosa E. Muñoz I. 2022. Automatic marbling prediction of sliced dry-cured ham using image segmentation, texture analysis and regression. *Expert Systems with Applications* 206:117765.
2. Chen B. Lin X. Liang Z. Chang X. Wang Z. Huang M. Zeng XA. 2025. Advances in food flavor analysis and sensory evaluation techniques and applications: traditional vs emerging. *Food Chemistry* 146235.
3. Cosme F. Rocha T. Marques C. Barroso J. Vilela A. 2025. Innovative approaches in sensory food science: from digital tools to virtual reality. *Applied Sciences* 15(8):538.
4. Crofton E. Murray N. Botinestean C. 2021. Exploring the effects of immersive virtual reality environments on sensory perception of beef steaks and chocolate. *Foods* 10(6):154.
5. da Silva FN. Minim LA. Lima Filho T. Costa AAdSX. Vidigal MCTR. Minim VPR. 2025. Immersive virtual contexts, engagement, and emotions: how do these factors influence sensory acceptance? *Food Research International* 207:116106.
6. Danner L. Duerrschmid K. 2018. Automatic facial expressions analysis in consumer science. In *Methods in Consumer Research Volume 2*:231–252. Elsevier.
7. Dong Y. Sharma C. Mehta A. Torrico DD. 2021. Application of augmented reality in the sensory evaluation of yogurts. *Fermentation* 7(3):147.
8. Duerrschmid K. Danner L. 2018. Eye tracking in consumer research. In *Methods in Consumer Research Volume 2*:279–318. Elsevier.
9. Ekman P. 2003. *Emotions Revealed*. New York: St. Martin's Press.
10. Friesen E. Ekman P. 1978. Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement. *Palo Alto* 3(2):5.
11. Fuentes S. Tongson E. Viejo CG. 2021. Novel digital technologies implemented in sensory science and consumer perception. *Current Opinion in Food Science* 41:99–106.
12. Fuentes S. Wong YY. Gonzalez Viejo C. 2020. Non-invasive biometrics and machine learning modeling to obtain sensory and emotional responses from panelists during entomophagy. *Foods* 9(7):903.
13. Geng H. Xu C. Ma H. Dai Y. Jiang Z. Yang M. Zhu D. 2025. In silico discovery and sensory validation of umami peptides in fermented sausages: A study integrating deep learning and molecular modeling. *Foods* 14(14):2422.
14. Gere A. Danner L. de Antoni N. Kovács S. Dürrschmid K. Sipos L. 2016. Visual attention accompanying food decision process: An alternative approach to choose the best models. *Food Quality and Preference* 51:1–7.

15. Gonzalez Viejo C. Harris N. Tongson E. Fuentes S. 2024. Exploring consumer acceptability of leafy greens in earth and space immersive environments using biometrics. *NPJ Science of Food* 8(1):81.
16. Gupta M. Torrico DD. Hepworth G. Gras SL. Ong L. Cottrell JJ. Dunshea FR. 2021. Differences in hedonic responses, facial expressions and self-reported emotions of consumers using commercial yogurts: A cross-cultural study. *Foods* 10(6):1237.
17. Hernández-Ramos P. Vivar-Quintana AM. Revilla I. González-Martín MI. Hernández-Jiménez M. Martínez-Martín I. 2020. Prediction of sensory parameters of cured ham: A study of the viability of the use of NIR spectroscopy and artificial neural networks. *Sensors* 20(19):5624.
18. Hiregoudar S. Ashoka S. Akouz A. Raju C. Patiballa M. Hasib A. Revanna M. 2026. Flavor profiling and sensory analysis using artificial intelligence and machine learning. In *Artificial Intelligence in Food Science*:263-277. Elsevier.
19. Jiang S. Ni C. Chen G. Liu Y. 2021. A novel data fusion strategy based on multiple intelligent sensory technologies and its application in the quality evaluation of Jinhua dry-cured hams. *Sensors and Actuators B: Chemical* 344:130324.
20. Jo DM. Han SJ. Ko SC. Kim KW. Yang D. Kim JY. Oh GW. Choi G. Lee DS. Tabassum N. 2025. Application of artificial intelligence in the advancement of sensory evaluation of food products. *Trends in Food Science & Technology* 105283.
21. Kostyra E. Rambuszek M. Waszkiewicz-Robak B. Laskowski W. Blicharski T. Poławska E. 2016. Consumer facial expression in relation to smoked ham with the use of face reading technology. the methodological aspects and informative value of research results. *Meat Science* 119:22-31.
22. Lee D. Jeon H. Kim Y. Lee Y. 2025. Integrating cutting-edge technologies in food sensory and consumer science: applications and future directions. *Foods* 14(24):4169.
23. Lee HJ. Koh YJ. Kim YK. Lee SH. Lee JH. Seo DW. 2022. MSENNet: marbling score estimation network for automated assessment of Korean beef. *Meat Science* 188:108784.
24. Lewinski P. Den Uyl TM. Butler C. 2014. Automated facial coding: validation of basic emotions and FACS AUs in FaceReader. *Journal of Neuroscience, Psychology, and Economics* 7(4):227.
25. Lu H. Yao C. An L. Song A. Ling F. Huang Q. Cai Y. Liu Y. Kang D. 2025. Classification and identification of chicken-derived adulteration in pork patties: a multi-dimensional quality profile and machine learning-based approach. *Food Control* 176:111381.
26. Malheiros BA. Spers EE. Contreras Castillo CJ. Aroeira CN. de Lima LM. 2025. The role of visual attention and quality cues in consumer purchase decisions for fresh and cooked beef: an eye-tracking study. *Applied Sciences* 15(13):7360.
27. Mena B. Torrico DD. Hutchings S. Ha M. Ashman H. Warner RD. 2023. Understanding consumer liking of beef patties with different firmness among younger and older adults using FaceReader™ and biometrics. *Meat Science* 199:109124.
28. Menezes GL. Junior DTV. Ferreira RE. Oliveira DA. Araujo JA. Duarte M. Dorea JR. 2025. Empowering informed

- choices: how computer vision can assist consumers in making decisions about meat quality. *Meat Science* 219:109675.
29. Modzelewska-Kapituła M. Jun S. 2022. The application of computer vision systems in meat science and industry—A review. *Meat Science* 192:108904.
 30. Nunes CA. Ribeiro MN. de Carvalho TC. Ferreira DD. de Oliveira LL. Pinheiro AC. 2023. Artificial intelligence in sensory and consumer studies of food products. *Current Opinion in Food Science* 50:101002.
 31. Olaniyi EO. Kucha C. 2025. Advances in precision systems based on machine vision for meat quality detection. *Food Engineering Reviews* 17(4):809–834.
 32. Orquin JL. Loose SM. 2013. Attention and choice: a review on eye movements in decision making. *Acta Psychologica* 144(1):190–206.
 33. Porcherot C. Delplanque S. Gaudreau N. Ischer M. De Marles A. Cayeux I. 2018. Immersive techniques and virtual reality. In *Methods in Consumer Research Volume 2*:69–83. Elsevier.
 34. Riswanto AL. Kim S. Willady A. Ha Y. Kim HS. 2025. How visual design in dairy packaging affects consumer attention and decision-making. *Dairy* 6(1):4.
 35. Samant SS. Seo HS. 2016. Effects of label understanding level on consumers' visual attention toward sustainability and process-related label claims found on chicken meat products. *Food Quality and Preference* 50:48–56.
 36. Savela-Huovinen U. Toom A. Knaapila A. Muukkonen H. 2021. Sensory professionals' perspective on the possibilities of using facial expression analysis in sensory and consumer research. *Food Science & Nutrition* 9(8):4254–4265.
 37. Shen C. Cai G. Tian J. Wu X. Ding M. Wang B. Liu D. 2024. Characterization of lamb shashliks with different roasting methods by intelligent sensory technologies and GC-MS to simulate human multi-sensation: based on multimodal deep learning. *Food Chemistry* 440:138265.
 38. Shi Y. Wang X. Borhan MS. Young J. Newman D. Berg E. Sun X. 2021. A review on meat quality evaluation methods based on non-destructive computer vision and artificial intelligence technologies. *Food Science of Animal Resources* 41(4):563.
 39. Stelick A. Penano AG. Riak AC. Dando R. 2018. Dynamic context sensory testing—a proof of concept study bringing virtual reality to the sensory booth. *Journal of Food Science* 83(8):2047–2051.
 40. Taheri-Garavand A. Fatahi S. Omid M. Makino Y. 2019. Meat quality evaluation based on computer vision technique: a review. *Meat Science* 156:183–195.
 41. Torrico DD. Hutchings SC. Ha M. Bittner EP. Fuentes S. Warner RD. Dunshea FR. 2018. Novel techniques to understand consumer responses towards food products: a review with a focus on meat. *Meat Science* 144:30–42.
 42. Torrico DD. Mehta A. Borssato AB. 2023. New methods to assess sensory responses: a brief review of innovative techniques in sensory evaluation. *Current Opinion in Food Science* 49:100978.
 43. Unger M. Wedel M. Tuzhilin A. 2023. Predicting consumer choice from raw eye-movement data using the

RETINA deep learning architecture. Available at SSRN 4341410.

44. Wijaya DR, Sarno R, Zulaika E. 2021. DWTLSTM for electronic nose signal processing in beef quality monitoring. *Sensors and Actuators B: Chemical* 326:128931.
45. Zeng H, Han H, Huang Y, Wang B. 2023. Rapid prediction of the aroma type of plain yogurts via electronic nose combined with machine learning approaches. *Food Bioscience* 56:103269.
46. Zhang J, Ma Y, Liu G, Fan N, Li Y, Sun Y. 2022. Rapid evaluation of texture parameters of Tan mutton using hyperspectral imaging with optimization algorithms. *Food Control* 135:108815.