

2026년 한국식품영양학회 춘계학술대회

# AI와 함께하는 건강한 식생활 혁신

일 시: 2026년 5월 15일(금) 13:00 - 17:00

장 소: 서울교육대학교 에듀웰센터 2층 컨벤션홀

주 최: 한국식품영양학회

후 원: (사)한국여성과학기술단체총연합회,  
(사)한국과학기술단체총연합회,  
거목문화사, 교문사, 문운당, 파워북,  
(주)세니젠, 일동후디스(주), (주)케이해쌈



## 2026년도 학회 임원명단

고 문	민경찬(전 신한대학교) 김현오(전 장안대학교) 조미자(전 동남보건대학교) 김재근(전 계명문화대학교) 최부돌(전 신구대학교)	이성동(전 고려대학교) 김광호(전 창원문성대학교) 안창순(전 안산대학교) 안용근(전 충청대학교) 이영순(전 계명문화대학교)	오승희(전 포항대학교) 서정숙(전 을지대학교) 소명환(전 부천대학교) 조득문(전 동부산대학교) 이애랑(전 숭의여자대학교)
명 예 회 장	윤옥현(김천대학교) 장재선(가천대학교) 이성호(계명문화대학교) 류혜숙(상지대학교)	최병범(신한대학교) 이광수(장안대학교) 이수정(부천대학교)	장상문(대구보건대학교) 최향숙(경인여자대학교) 김미옥(대구보건대학교)
회 장	서영호(원광대학교)		
차 기 회 장	김미자(강원대학교)		
총괄부회장	최은영(부천대학교)		
부 회 장	권종숙(신구대학교) 김중희(서일대학교)	이종경(한양여자대학교) 황보미향(계명문화대학교)	김옥선(장안대학교) 홍승희(신한대학교)
감 사	박영일(숭의여자대학교)	정민재(신구대학교)	
총 무 이 사	강주희(수원여자대학교)		
학 술 이 사	정혜연(숭의여자대학교)	심유진(숭의여자대학교)	이승림(상지대학교)
편 집 이 사	이호진(한국교통대학교) 이연리(대전보건대학교)	백진경(을지대학교)	권수연(신구대학교)
재 무 이 사	이진주(전북김제시어린이사회복지급식관리지원센터)		
사 업 이 사	노재필(신구대학교)		
홍 보 이 사	최윤희(전북김제시어린이사회복지급식관리지원센터)		
지 부 장	서울·강원지부 최승균(숭의여자대학교) 대전·충청지부 최해연(공주대학교) 부산·경남지부 이현숙(동서대학교)	경기·제주지부 최진희(대진대학교) 대구·경북지부 방현경(대구대학교) 광주·호남지부 송희순(광주보건대학교)	

### 편 집 위 원 회

편집위원장	이연리(대전보건대학교)		
편 집 위 원	이호진(한국교통대학교) 심기현(숙명여자대학교) 김훈(안양대학교) 신유리(원광대학교) 박혜진(충북농업기술원) 한규호(Obihiro Univ.)	백진경(을지대학교) 문민선(❀이름) 김기대(경남대학교) 용해인(충남대학교) 이세호(❀중앙타프라)	권수연(신구대학교) 오윤신(을지대학교) 윤보람(국립순천대학교) 김기남(대전대학교) 김현정(제주대학교)

### 윤 리 위 원 회

윤리위원장	서영호(원광대학교)		
부 위 원 장	이호진(한국교통대학교)	김미자(강원대학교)	오윤신(을지대학교)
윤 리 위 원	심기현(숙명여자대학교) 최현숙(충청대학교)	김기대(경남대학교)	

본 학회의 회원 가입은 한국식품영양학회 총무이사에게 연락 바랍니다.

총무이사: 강주희, E-mail: ksfan88@hanmail.net

주소: 전북특별자치도 익산시 익산대로 514 원광대학교, 식품영양과 내((우)54538)

전화: 063-544-7240, 팩스: 063-544-7242

본 사업은 기획재정부의 복권기금 및 과학기술정보통신부의 과학기술진흥기금으로 추진되어

공익 및 사회적 가치 실현과 국가 과학기술 발전에 기여합니다

2026년 한국식품영양학회 춘계학술대회

# AI와 함께하는 건강한 식생활 혁신

일 시: 2026년 5월 15일(금) 13:00 - 17:00

장 소: 서울교육대학교 에듀웰센터 2층 컨벤션홀

주 최: 한국식품영양학회

후 원: (사)한국여성과학기술단체총연합회,

(사)한국과학기술단체총연합회,

거목문화사, 교문사, 문운당, 파워북,

(주)세니젠, 일동후디스(주), (주)케이해쌈





# ◆ 2026년도 한국식품영양학회 춘계학술대회 세부일정 ◆

주 제 : AI와 함께하는 건강한 식생활 혁신  
일 시 : 2026년 5월 15일(금) 13:00~17:00  
장 소 : 서울교육대학교 에듀월센터 2층 컨벤션홀

13:00 ~ 13:30 등 록

13:30 ~ 13:40 **개회식:** 한국식품영양학회 회장 **서영호** 교수(원광대학교) 사회: **심유진** 교수(송의여자대학교)

13:40 ~ 14:20 **기조강연: AI 기반 음식 인식과 정량 분석을 통한 맞춤형 식품영양관리**  
발 표 자: **박영훈** 교수(부천대학교 토목공학과)

14:20 ~ 14:50 **주제강연 1: 정부 식품분야 인공지능 활용 사례 및 추진방향**  
발 표 자: **김익상** 과장 (식품의약품안전처 정보화담당관, 식·의약 인공지능 전환 추진단) 좌장: **류혜숙** 교수(상지대학교)

14:50 ~ 15:20 **주제강연 2: AI 시대의 연구 윤리**  
발 표 자: **김용환** 교수(차의과학대학교 AI헬스케어융합학과)

15:20 ~ 15:40 휴 식(포스터 발표)

15:40 ~ 16:10 **주제강연 3: AI가 설계하는 맞춤형 케어푸드-레시피에서 제품까지**  
발 표 자: **이돈구** 대표(메디솔라(주)) 좌장: **김옥선** 교수(장안대학교)

16:10 ~ 16:40 **주제강연 4: AI 기반 맞춤형 식품소재 발굴과 설계: 사례와 응용**  
발 표 자: **양희** 교수(국민대학교 식품영양학과)

16:40 ~ 17:00 **정기총회 및 시상(우수포스터상)** 사회: **심유진** 교수(송의여자대학교)

17:00 폐 회

## ◆ 목 차 ◆

기조강연 : AI 기반 음식 인식과 정량 분석을 통한 맞춤형 식품영양 관리 ..... 1

발표자 : 박영훈 교수(부천대학교 토목공학과)

좌 장 : 류혜숙 교수(상지대학교)

### Session 1 식품영양 분야에서의 인공지능 활용과 윤리

• 주제강연 1 : 식약처 식품 분야 인공지능 활용사례 및 추진방향 ..... 33

발표자 : 김익상 과장(식품의약품안전처 정보화담당관, 식·의약 인공지능 전환 추진단)

좌 장 : 류혜숙 교수(상지대학교)

• 주제강연 2 : AI 시대의 연구 윤리 ..... 47

발표자 : 김용환 교수(차의과학대학교 AI헬스케어융합학과)

좌 장 : 류혜숙 교수(상지대학교)

### Session 2 인공지능을 활용한 맞춤 식품 개발

• 주제강연 3 : AI가 설계하는 맞춤형 케어푸드: 레시피에서 제품까지 ..... 95

발표자 : 이돈구 대표(메디솔라(주))

좌 장 : 김옥선 교수(장안대학교)

• 주제강연 4 : AI 기반 맞춤형 식품소재 발굴과 설계 ..... 111

발표자 : 양희 교수(국민대학교 식품영양학과)

좌 장 : 김옥선 교수(장안대학교)

## ◆ 포스터 발표 ◆

- P-01 **Viscozyme-Assisted Enzymatic Hydrolysis Enhances Antioxidant Activity and Cellular Protection of Green Tea** ..... 121  
<sup>†</sup>Ye-Jin Seo · Tae-Hwan Jung
- P-02 **Evaluation of Mineral Content and Labeling of Vegan and Plant-Based Meat Alternatives Distributed in Korea** ..... 122  
<sup>†</sup>Young-Ae Park · Young-Hye Park · Ju-Yeon Jo · Min-Jeong Kim ·  
 Hyo-In Jang · Tae-Rang Kim · Hyun-Jeong Kim · Ju-Sung Park
- P-03 **Survey of Total Aflatoxin Contamination in Distributed Food Products** ..... 123  
<sup>†</sup>Young-Hye Park · Young-Ae Park · Ju-Yeon Jo · Min-Jeong Kim ·  
 Hyo-In Jang · Tae-Rang Kim · Hyun-Jeong Kim · Ju-Sung Park
- P-04 **시판 저당 및 제로 후식류의 영양 성분 함량 비교 및 당류와의 상관관계**  
**Comparison of Nutritional Composition and Their Correlation with Sugar Content in**  
**Commercial Low- and Zero-Sugar Desserts** ..... 124  
<sup>†</sup>이영미 · 김윤지 · 문지민 · 김미영
- P-05 **동결건조 균사체 바이오매스의 이화학적 특성 비교 분석**  
**Comparative Analysis of Physicochemical Properties of Freeze-Dried Mycelial Biomass** .... 125  
<sup>†</sup>남채민 · 김주민 · 조현욱 · 전서현 · 홍성준 · 용해인
- P-06 **국내 시판 다이어트 도시락의 유형별 영양소 함량 비교**  
**Comparison of Nutrient Composition in Commercial Diet Meal Boxes in South Korea**  
**by Type** ..... 126  
<sup>†</sup>김윤지 · 이영미 · 문지민 · 김미영
- P-07 **팽화 잡곡 혼합물의 배합비 최적화를 통한 리파아제 저해 활성 향상**  
**Improved Lipase Inhibitory Activity of Puffed Grain Blends via Mixed Ratio Optimization** ... 127  
<sup>†</sup>한나래 · 김현주 · 이진영 · 이유영 · 김미향
- P-08 **Monitoring and Risk Assessment of Pesticide Residues in Agricultural Products Distributed in Online Marketplaces** ..... 128  
<sup>†</sup>Joo Hyun Park · Chun Yeong Lee · Sunn Kim · Sam Ju Jeong · Jung Im Jang ·  
 Ju Yeon Jo · Min Keong Kim · Hye Eun Gwon · Min Jeong Cheon ·  
 Yeo Joon Son · Eun Sun Yun

P-09	AI 기반 정밀 영양 시대를 대비한 노인 맞춤형 항염·저염 식생활 중재 프로그램의 효과 Effect of a Personalized Anti-Inflammatory and Low Sodium Dietary Intervention Program for Older Adults in Preparation for the AI-Based Precision Nutrition Era .....	129
	*손정연 · 조아람 · 최향숙	
P-10	법제처리한 도라지 에탄올 추출물의 고지방식으로 유도된 비만 동물모델에서의 항비만 및 항염증 효과 Anti-Obesity and Anti-Inflammatory Effect of Beopje Processed <i>Platycodon grandiflorum</i> Ethanol Extract in High Fat Diet-Induced Obesity Model .....	130
	김지은 · 강순아	
P-11	질환 예방 목적별 식단의 영양소 구성 비교 및 적절성 평가 Comparative Analysis of Nutrient Composition and Adequacy in Disease Prevention Diets .....	131
	*이슬기 · 이지원 · 박은지 · 최향숙	
P-12	제철 식재료를 활용한 식단 운영 사례 및 환경적 의의 A Case Study on Menu Planning Utilizing Seasonal Ingredients and Its Environmental Significance .....	132
	*박하은 · 이숙연 · 박은지 · 최향숙	
P-13	국내외 글루텐 프리 제품의 대체 원료에 따른 영양평가 Nutritional Evaluation of Domestic and International Gluten-Free Products according to Alternative Ingredients .....	133
	*한수련 · 최미경	
P-14	Impact of Broccoli Powder Addition on Quality Characteristics of Gluten-Free Muffins .....	134
	*Kim Yoon Jin · Yang Woo Hyuk · Choi Hae Yeon	
P-15	브로콜리 분말을 첨가한 글루텐프리 쌀머핀의 항산화 활성 Antioxidant Activity of Gluten-Free Rice Muffins with Broccoli Powder .....	135
	*김연진 · 양우혁 · 최해연	
P-16	Physicochemical Characteristics of Rice Muffins with Added Citrus Peel Powder .....	136
	*Woo-Hyuk Yang · Youn-Jin Kim · Hae-Yeon Choi	
P-17	Effect of Citrus Peel Powder Supplementation on the Antioxidant Properties of Rice Muffins .....	137
	*Woo-Hyuk Yang · Youn-Jin Kim · Hae-Yeon Choi	
P-18	여성 맞벌이 근로자의 근로 시간에 따른 아침 결식 및 외식 빈도: 주당 근로 시간을 대리 지표로 활용하여 .....	138
	*이서이 · 박희정	

P-19	<b>Comparative Analysis of Functional Properties of Commercial Soybean Sprouts</b> .... 139 †Hyeonmi Ham · Hye-Young Park · Mihyang Kim · JunHoi Kim · Yu-Chan Choi · Hyun-Jin Park · Hyeona Oh · Eun-Young Sim · Jiyoung Park · Moon Seok Kang · Areum Chun
P-20	<b>Optimization of Enzymatic Hydrolysis Conditions for Chickpea Protein Using Alcalase and Bromelain, and Evaluation of ACE Inhibitory Activity</b> ..... 140 †Hea-Joo Shin · Kyoung-Sik Han
P-21	<b>달서구 관내 조리종사자 온라인교육 지원에 따른 위생·안전·영양 교육효과</b> <b>Effects of Online Education Support on Hygiene, Safety, and Nutrition for Food Service Workers in Dalseo-gu</b> ..... 141 †박은혜 · 차유정 · 정윤정
P-22	<b>노인의 1인 가구 거주기간별 삶의 질에 영향을 미치는 요인: 영양상태의 매개효과</b> <b>Factors Influencing Quality of Life by Duration of Living Alone in Older Adults: Mediating Role of Nutritional Status</b> ..... 142 김미란 · 김하늘 · 박유경 · 백희준 · 김원경 · †임희숙
P-23	<b>Effect of EstroG-100® Supplementation on Menopausal Symptoms and Bone Metabolism Markers in Perimenopausal Women</b> ..... 143 †Hyein Jeong · Soyoung Jung · Wonna Go · Yoo Kyoung Park
P-24	<b>고령자의 식품 선택 요인 변화와 AI 기반 개인 맞춤형 영양관리 적용 가능성</b> <b>Changes in Food Choice Determinants among Older Adults and the Applicability of AI-Based Personalized Nutrition</b> ..... 144 †박한솔 · 차지민 · 김미란 · 김하늘 · 이에린 · 남기문 · 임희숙
P-25	<b>국내 시판 건강지향 HMR의 관능적 특성 및 소비자 기호도 분석</b> <b>Analysis of the Sensory Characteristics and Consumer Acceptability of Commercially Available Health-Oriented HMR Products in Korea</b> ..... 145 †박태현 · 황유나 · 박소연 · 김윤희
P-26	<b>Development of Functional Materials Based on the Antioxidant Activity of <i>Setaria viridis</i> Seed</b> ..... 146 Du-Bok Choi · †Hyun-Suk Choi
P-27	<b>Effect of <i>Setaria viridis</i> Seed on Skin Collagen Protection and Promotion of Collagen Synthesis</b> ..... 147 Du-Bok Choi · †Hyun-Suk Choi

P-28	Effects of <i>Setaria viridis</i> Seed on Elastin Protection and Skin Elasticity Improvement ... 148 Du-Bok Choi · <sup>†</sup> Hyun-Suk Choi
P-29	고구마 가공식품의 유통기한 연장을 위한 품질특성 및 비열살균 공정 연구 Study on Quality Characteristics and Non-Thermal Sterilization Process for Extending the Shelf Life of Sweet Potato Processed Foods ..... 149 김규림 · 이동목 · 권지은 · <sup>†</sup> 공현주
P-30	명주다시마 기반 한국형 수산물 숙성·감칠맛 증진 기술 개발 Development of a Myungju Kelp-Based Technology for Seafood Aging and Flavor Enhancement ..... 150 김민수 · 전명현 · 전민욱 · 권지은 · <sup>†</sup> 공현주
P-31	Effects of Genotype-Informed Nutrition Interventions on Weight Loss in Adults with Overweight or Obesity: A Systematic Review and Meta-Analysis ..... 151 <sup>†</sup> Sunhwa Jung · Hyejin Ahn · Yoo Kyoung Park
P-32	자주색 참마(우베) 분말을 첨가한 브라우니의 품질특성 Quality and Characteristics of Brownies Added Purple Yam ( <i>Ube</i> ) Powder ..... 152 <sup>†</sup> 이주혜 · 이주은 · 주진영 · 송가영
P-33	자주색 참마(우베) 분말을 첨가한 푸딩의 품질특성 Quality Characteristics of Pudding Added Purple Yam ( <i>Ube</i> ) Powder ..... 153 <sup>†</sup> 주진영 · 이주은 · 이주혜 · 송가영
P-34	효소처리 들깨박의 이화학적 특성 및 항산화 활성 ..... 154 <sup>†</sup> 홍혜정 · 이예진 · 김나영 · 이경행
P-35	전북 원산지 채소류의 영양성분 DB 구축 Establishment of a DB for Nutritional Ingredients of Vegetables in Origin, Jeonbuk State .... 155 <sup>†</sup> 이승윤 · 최선우 · 신소희 · 최유림 · 나유영 · 서경원
P-36	대체당을 이용하여 제조한 과일 채소 잼의 특성 연구 Study on the Characteristics of Fruit and Vegetable Jam Prepared with Sugar Substitutes ..... 156 <sup>†</sup> 이혜리 · 김현지 · 박수연 · 박채원 · 임소미 · 이선미
P-37	세대 간 교류 인식과 노인의 식생활 태도 및 사회적 지지 인식 간의 관계 분석: 도시락 나눔 프로그램을 중심으로 ..... 157 신유리 · 김동진 · <sup>†</sup> 백선영

P-38	지역축제 기반 참여형 저당 식생활 교육이 주민 인식 및 행동 의도에 미치는 영향 Effects of a Festival-Based Participatory Low-Sugar Dietary Education Program on Residents' Awareness and Behavioral Intentions .....	158
	권영주 · 노민지 · *김미옥	
P-39	시판 캐모마일 차의 침출 조건에 따른 항산화 활성 및 총 페놀 함량 변화 Effects of Brewing Temperature and Time on Antioxidant Activity and Total Phenolic Content of Commercial Chamomile ( <i>Matricaria chamomilla</i> L.) Tea .....	159
	김수현 · *용지환 · 김나희 · 금지현 · 류혜숙	
P-40	간장 발효와 숙성 기간에 따른 환경 및 품질특성 변화 Changes in Environmental and Quality Characteristics of Soy Sauce during Fermentation and Aging .....	160
	*신소희 · 최선우 · 최유림 · 이승윤 · 나유영 · 서경원 · 김소영	
P-41	노인복지시설 맞춤형 식단 개발을 위한 식단 사용 실태 및 요구도 분석 .....	161
	*정다정 · 곽문정 · 김서진 · 최은영	
P-42	은평구 어린이급식소 유아의 비만율과 식생활 환경 및 식습관의 관련성에 대한 사례 연구 The Obesity Rate of Infants at Eunpyeong-gu Children's Food Service Center: A Case Study on the Relationship between Eating Environment and Eating Habits .....	162
	*정다와 · 한주희 · 김지은 · 강지원 · 주은서 · 황혜영 · 이진아 · 장수영 · 정다운 · 이민영 · 이가영 · 박찬영 · 조나경 · 이은지 · 홍완수	
P-43	고구마순 분말을 첨가한 통밀 누들의 품질특성 Quality Characteristics of Whole Wheat Noodles added Sweet Potato Stem Powder .....	163
	*이주은 · 이주혜 · 주진영 · 송가영	
P-44	국내산 오리고기 소비 확대를 위한 마케팅 및 유통·공급 개선 요구 분석 .....	164
	강건희 · 김보미 · 차영숙 · 조진흙 · 정계연 · *홍완수	
P-45	Structured Recipe-Based Nutrient Estimation for Precision Nutrition Applications .....	165
	*Siyoon Kim	
P-46	지역사회 노인 식사관리를 위한 음향 인공지능 기반 연하위험 선별: 체계적 문헌고찰 Acoustic AI Screening for Dysphagia Risk in Community Meal Management: A Systematic Review .....	166
	양지혜 · 백현주 · 정혜연 · *차명화	

- P-47 국내산 오리고기 인식 수준에 따른 소비 확대 전략 요인의 차이 분석: 전문가 집단을 중심으로  
 Differences in Consumption Expansion Strategies Based on Perception of Domestic Duck Meat: A Study of Expert Groups ..... 167  
 김지향 · 최은영 · 오유민 · 정계연 · <sup>†</sup>홍완수
- P-48 한국 노인에서 칼슘 섭취와 생활기능과의 관련성 연구: 2024 국민건강영양조사 원시자료를 활용하여  
 Association of Calcium Intake with Functional Status among Korean Older Adults:  
 Analysis of the 2024 Korea National Health and Nutrition Examination Survey ..... 168  
 김미현 · 최미경 · <sup>†</sup>배윤정

기조강연

---

# AI 기반 음식 인식과 정량 분석을 통한 맞춤형 식품영양 관리

박 영 훈

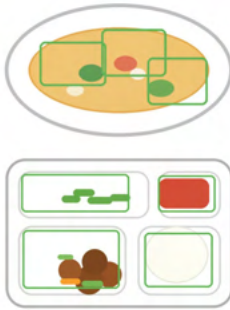
부천대학교 토목공학과

---



# AI 기반 음식 인식과 정량 분석을 통한 맞춤형 식품영양 관리

부천대학교 토목공학과 박영훈 교수



한국식품영양학회 춘계학술대회  
2026년 5월 15일

## Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning

### 1. AI의 태동과 첫 번째 여름 (1950s–early 1970s)

1950년 Alan Turing이 AI 논의의 출발점을 제시했고, 1956년 Dartmouth 회의에서 AI라는 용어가 정립되었음.

### 2. AI 첫 번째 겨울 (1974–1980)

기대에 비해 성과가 부족해 연구비와 관심이 줄었음. 기계번역, 추론, 현실 문제 해결의 한계가 드러남(XOR 문제 등)

### 3. AI 두 번째 여름 (1980–1987)

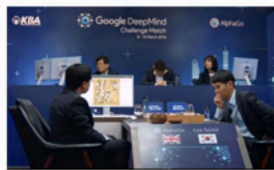
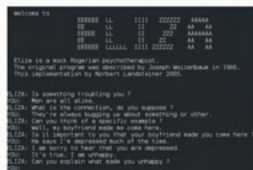
전문가 시스템이 의료, 금융, 제조 등에서 활용되며 실용성을 입증했음. AI가 상업적 성공을 거두었음

### 4. AI 두 번째 겨울 (1987–1993)

전문가 시스템은 유지비가 높고 확장성이 낮아 한계를 드러냄. 다시 침체기에 들어갔음

### 5. AI 세 번째 여름 (1990s 후반–현재)

1997년 Deep Blue, 2009년 Google 자율주행, 2020년대에는 생성형 AI와 대규모 언어모델이 빠르게 확대되고 있음



## Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning

- 정형데이터 (Structured data)

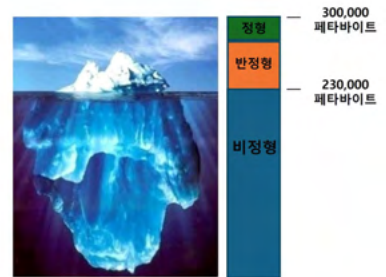
- 형태가 있고 연산 가능한 데이터
- RDBMS (관계형 데이터베이스 관리 시스템(Relational Database Management System))
- 영양성분 분석 데이터(탄수화물, 단백질 등), 실험 측정 데이터, 섭취량 및 설문 데이터(칼로리 섭취량, 식단 기록 등)

- 반정형데이터 (Semi-structured data)

- 형태가 있으나 연산 가능하지 않는 데이터
- 식단 기록+수치 데이터, 실험로그+센서 데이터, 재료 리스트+조립법 데이터 등

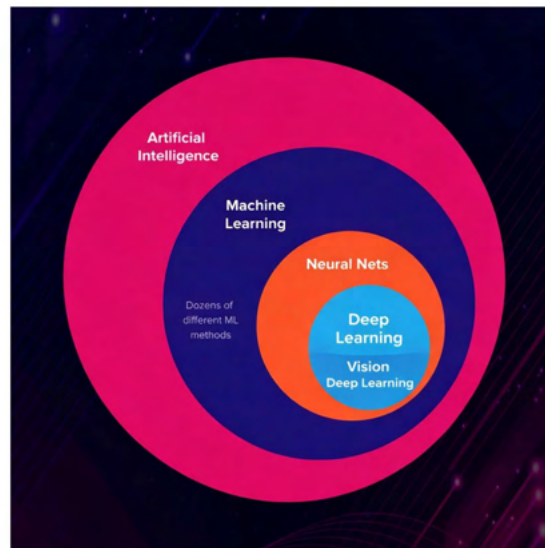
- 비정형데이터 (Unstructured data)

- 형태가 없으며 연산도 불가능한 데이터
- 식품 이미지 데이터(품질 평가 등), 영상 및 음성 데이터 (조리과정 영상 등) 등



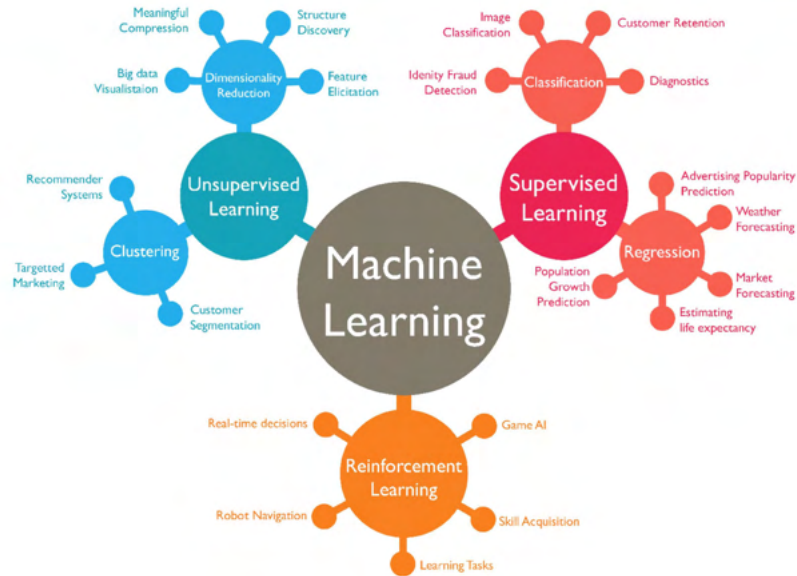
3

## Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning

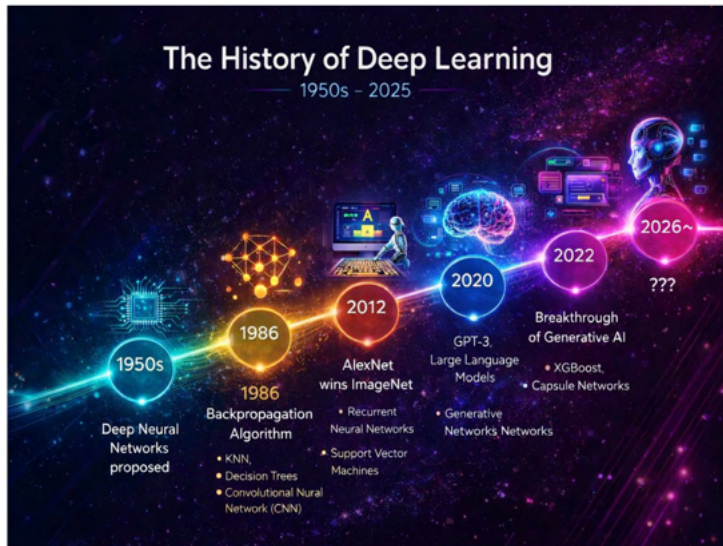


4

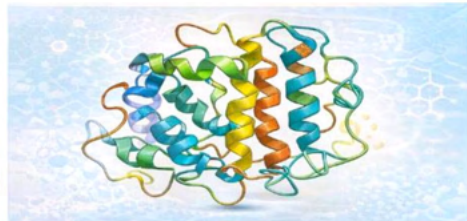
# Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning



# Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning



AI가 생명과학 문제를 해결하는 방식



2024년 노벨 화학상, AlphaFold, 딥러닝, 단백질 구조 예측, 신약개발 지원 등



2024년 노벨 물리학상, 딥러닝, AI가 학습하는 방법을 개발

# Artificial Intelligence · Deep Learning · Vision Deep Learning

· AI 기반 데이터 분석 기법은 식품 품질 평가를 넘어 신제품 개발, 건강 식단 설계, 레시피 최적화 등 다양한 영역으로 확장 가능함

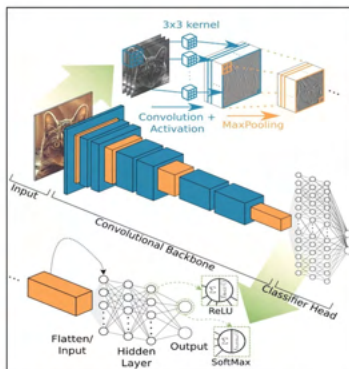
분석 유형	목적	예시	분석 적용 기법
분류 (Classification)	사전에 정의된 범주로 구분	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 식품 신선도 판별 · 식품 오염 여부 판별</li> <li>· 건강 식품 분류 및 기능성 식품 판별 등</li> </ul>	Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, SVM, CNN, 1D-CNN 등
군집화 (Clustering)	유사 특성 기반 그룹 탐색	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 신제품 개발을 위한 소비자 선호 기반 군집 분석</li> <li>· 유사 영양 특성 기반 건강 식단 그룹화 등</li> </ul>	K-means, Hierarchical Clustering, GMM, DBSCAN, PCA, t-SNE 등
연관성 (Association)	동시 발생 항목 간 관계 규명	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 신제품 조합 탐색 및 레시피 개발</li> <li>· 기능성 식품 조합 및 건강 식단 설계 등</li> </ul>	Apriori, FP-Growth, Association Rule Mining 등
연속성 (Sequencing)	시간 순서에 따른 패턴 분석	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 식품 부패 진행 과정 분석 · 발효 공정 변화 분석</li> <li>· 건강 식단 섭취 패턴 분석 및 개선 전략 도출 등</li> </ul>	ARIMA, HMM, Sequence Mining, LSTM, GRU, Transformer 등
예측 (Forecasting)	과거 패턴 기반 미래 추정	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 신제품 수요 예측 및 시장 반응 분석 · 유통기한 예측</li> <li>· 건강 식품 소비 트렌드 예측 등</li> </ul>	Linear Regression, Ridge/Lasso, Random Forest, XGBoost, LSTM, TFT

7

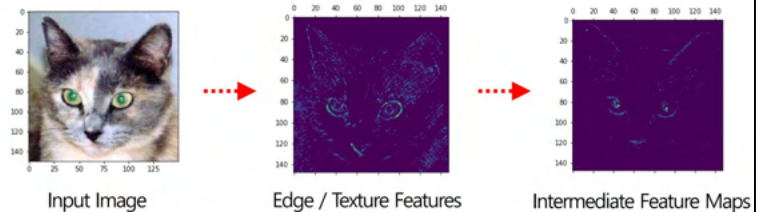
## Vision Deep Learning

### · CNN (Convolutional Neural Network)

- CNN은 이미지에서 중요한 특징을 자동으로 추출하는 대표적인 비전 딥러닝 모델임.
- 합성곱 연산과 풀링을 통해 edge, texture, shape와 같은 특징을 계층적으로 학습하며, 이미지를 분류 및 객체를 인식함.



**Feature Extraction Example** :CNN은 원본 이미지로부터 edge, texture, pattern 등의 특징을 추출하고,깊은 층으로 갈수록 더 중요한 시각적 정보를 강조함. (convolution, filter, activation, pooling, feature map, classifier)



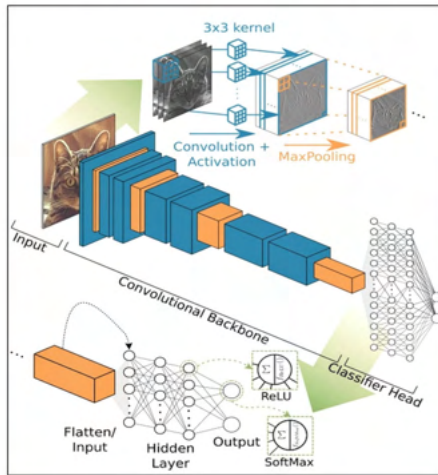
**CNN Architecture** : 입력 이미지에 대해 convolution, activation, pooling을 반복 수행한 뒤, 추출된 특징을 기반으로 분류 및 감지함.

8

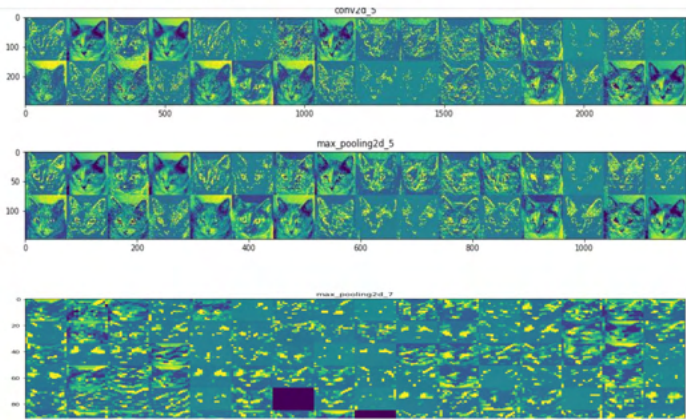
# Vision Deep Learning

## • CNN (Convolutional Neural Network)

- CNN은 이미지의 국소 패턴을 효과적으로 학습하고, 파라미터 수를 줄이면서 특징을 추출할 수 있음.



## Deeper Layer Activations

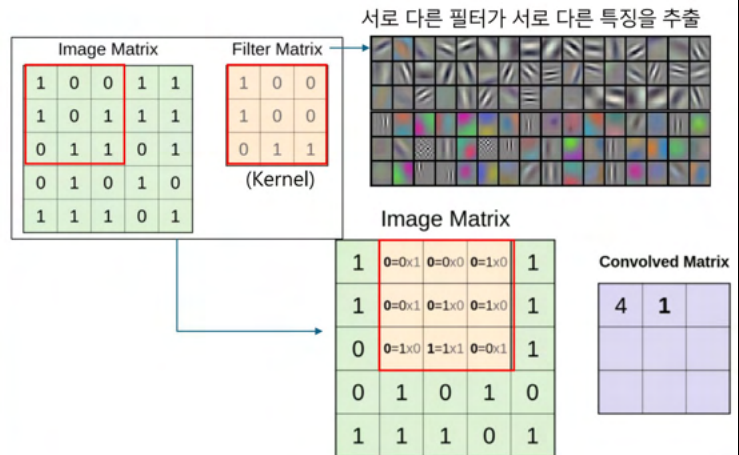


9

# Vision Deep Learning

## • CNN (Convolutional Neural Network)

- Convolution은 작은 필터를 이미지의 국소 영역에 적용하여 edge, texture, shape와 같은 특징을 추출함.



10

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Classification, Object Detection, Segmentation



## 1. Image Classification

이미지 전체가 무엇인지 분류하여 불고기 사진인지 판별한다.  
→ 불고기다

## 2. Object Detection

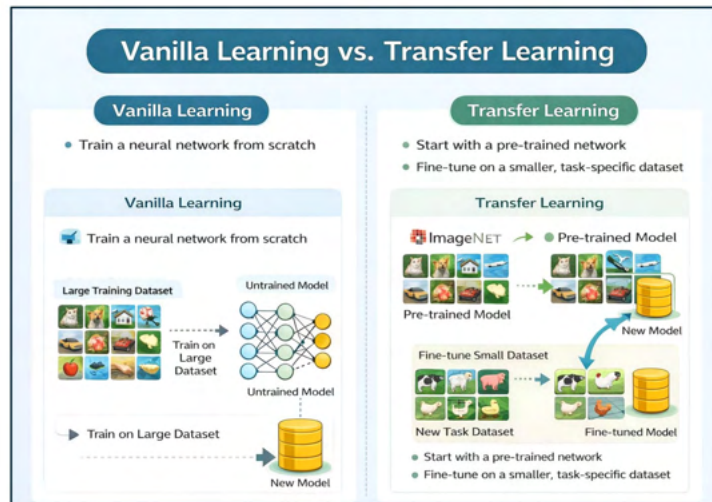
불고기와 재료가 무엇인지, 그리고 어디에 있는지 탐지한다.  
→ 불고기와 재료의 위치를 알 수 있다

## 3. Image Segmentation

불고기, 밥, 채소를 픽셀 단위로 구분하여 면적, 양, 칼로리까지 추정할 수 있다.  
→ 음식 영역을 정밀하게 분리하고 양과 칼로리를 추정할 수 있다

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Vanilla Learning, Transfer Learning



## 1. Vanilla Learning

### 특징

- 모델을 처음부터 직접 학습하는 방식
- 대규모 데이터와 많은 학습 시간이 필요
- 문제에 맞는 구조와 파라미터를 처음부터 최적화

### 장점

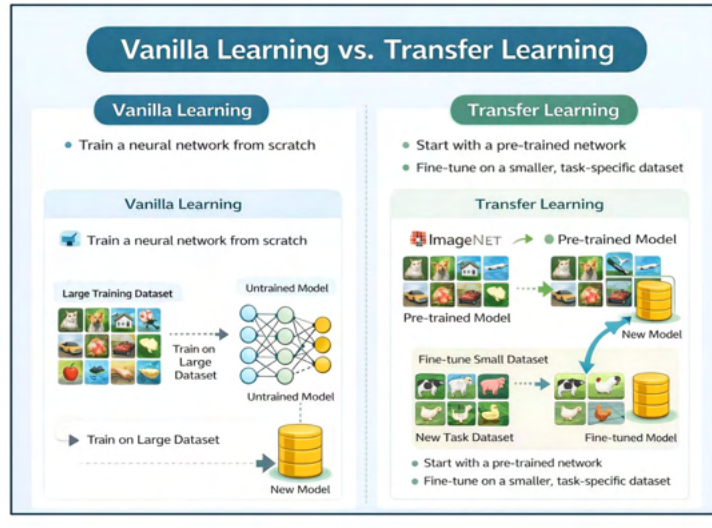
- 데이터가 충분하면 높은 맞춤형 성능 기대 가능
- 특정 도메인에 완전히 최적화 가능
- 사전학습 모델에 없는 특성을 직접 학습 가능

### 단점

- 많은 데이터, 시간, 연산 자원 필요
- 학습 비용이 큼
- 데이터가 적으면 과적합 위험이 큼

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Vanilla Learning, Transfer Learning



## 2. Transfer Learning

### 특징

- 이미 학습된 사전학습(pre-trained) 모델을 활용
- 새로운 데이터에 맞게 일부를 미세조정(fine-tuning) 하는 방식
- 적은 데이터로도 비교적 빠르게 학습 가능

### 장점

- 적은 데이터로도 좋은 성능 가능
- 학습 시간과 비용 절감
- 실무 적용이 쉬움

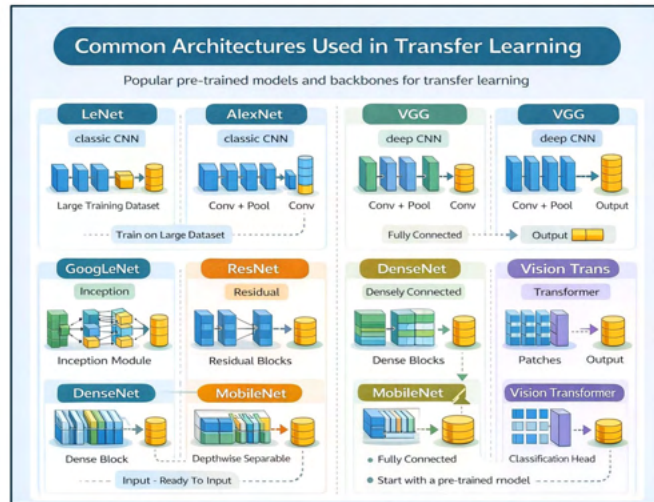
### 단점

- 원래 학습된 데이터와 현재 데이터 차이가 크면 성능 제한 가능
- 모델 구조 선택에 제약이 있을 수 있음
- 과도한 fine-tuning 시 기존 장점이 줄어들 수 있음

13

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Transfer Learning \_ Backbone



• **VGG**: 구조가 단순해서 이해하기 쉬운 기본 CNN

• **ResNet**: 잔차 연결로 깊은 네트워크 학습이 가능해 가장 널리 사용됨

• **DenseNet**: 이전 층 정보를 촘촘히 연결해 특징 재사용에 강함

• **MobileNet**: 가볍고 빠르며 모바일·임베디드 환경에 적합

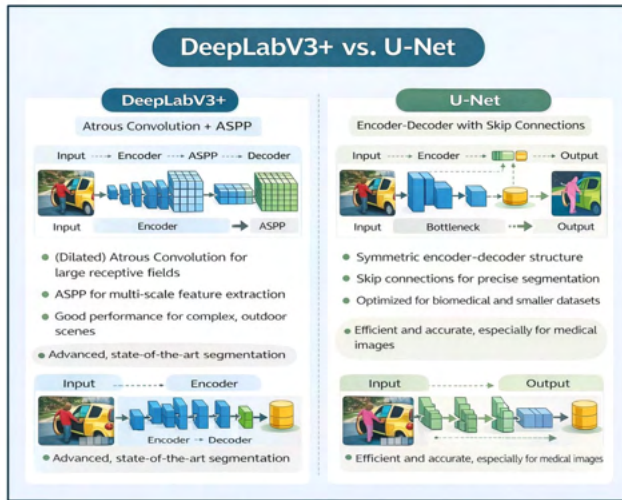
• **Inception / GoogLeNet**: 다양한 크기의 필터를 함께 사용해 효율적으로 특징 추출

• **Vision Transformer (ViT)**: 최근 많이 활용되는 transformer 기반 비전 모델

14

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Transfer Learning \_ Architecture



## DeepLabV3+

### 특징

- Dilated Convolution + ASPP 구조
- 넓은 receptive field로 다양한 스케일 정보 학습

### 장점

- 복잡한 장면에서도 높은 segmentation 성능
- 객체 크기 변화에 강함
- 최신 SOTA 모델로 많이 사용

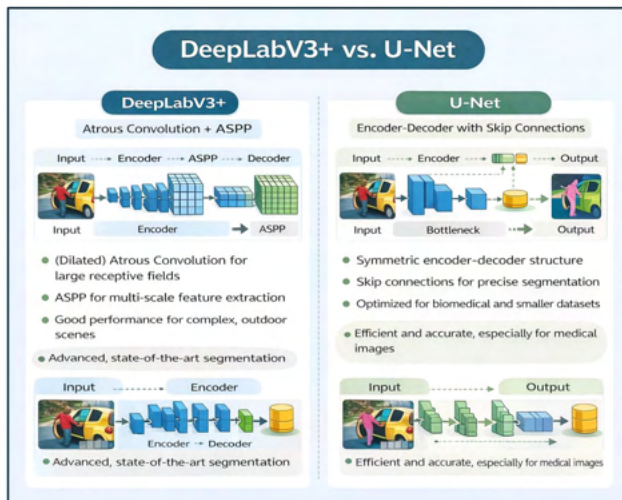
### 단점

- 구조가 복잡하고 연산량 큼
- 학습 및 추론 속도 느릴 수 있음
- 구현 난이도 높음

15

# Vision Deep Learning

· CNN (Convolutional Neural Network) : Transfer Learning \_ Architecture



## U-Net

### 특징

- Encoder-Decoder 구조 + Skip Connection
- 픽셀 단위 정밀한 segmentation에 최적화

### 장점

- 구조가 단순하고 학습이 쉬움
- 적은 데이터에서도 성능 우수
- 의료 이미지 등 정밀 segmentation에 강함

### 단점

- 복잡한 자연 이미지에서는 성능 한계
- 큰 스케일 변화 대응이 상대적으로 약함

16

# Vision Deep Learning

## · CNN (Convolutional Neural Network)



17

# Vision Deep Learning

## · CNN (Convolutional Neural Network)

```

Python
optimizer = optim.Adam(ratio_model.parameters(), lr=1e-3)

# ===== Stereo 설정 =====
stereo = cv2.StereoSGBM_create(minDisparity=0, numDisparities=128, blockSize=5)
baseline, fx, fy, cx, cy = 0.1, 800, 800, 320, 320
Q = np.array([[1, 0, 0, -cx], [0, 1, 0, -cy], [0, 0, 0, fx], [0, 0, -1/baseline, 0]])

# ===== Transform =====
transform = transforms.Compose([transforms.ToPILImage(), transforms.Resize((512, 512)),
                               transforms.ToTensor(), transforms.Normalize([0.485, 0.456, 0.406])])

# ===== CSV 초기화 =====
pd.DataFrame(columns=['timestamp', 'beef_ratio', 'veg_ratio', 'volume_cm3', 'calories']).to_csv(LOG)

# ===== Camera =====
cap_l, cap_r = cv2.VideoCapture(CAM_LEFT), cv2.VideoCapture(CAM_RIGHT)

# ===== 실시간 루프 =====
while True:
    ret_l, frame_l = cap_l.read()
    ret_r, frame_r = cap_r.read()
    if not ret_l or not ret_r: break
    
```

Coding, Algorithm, Research with chatGPT  
AI는 기술이 아니라 도구

18

# Vision Deep Learning

현재 AI Hub 데이터는 음식 단위 마스킹만 제공되어, 혼합 음식 내 개별 구성 성분에 대한 정밀 분석에는 한계가 있음. 따라서 구성 성분 단위의 세분화된 마스킹 데이터 구축이 필수적이며, 이는 식품 분석 정밀 AI 개발의 핵심 기반이 됨. 토목 분야에서는 콘크리트 균열, 탈락, 철근 노출 등 세부 손상에 대한 마스킹 데이터베이스가 구축되어 있어, 보다 정밀한 AI 학습과 해석이 가능함.

## AI Hub

### 건강관리를 위한 음식 이미지

분야: 헬스케어 | 유형: 이미지  
구축년도: 2020 | 최신년월: 2021-08 | 조회수: 48,965 | 다운로드: 6,806 | 용량: 844.79 GB

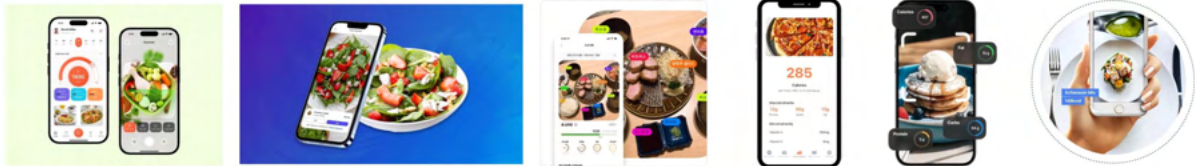
#### 500여개 카테고리에 포함된 음식/식재료 분류

대상물	소분명
쌀, 곡, 곡류, 전분	정백미, 냉미(냉장), 누룽지, 다음(거름), 수수, 현미, 오메카, 순채, 쌀알(정제), 순채(정제), 순채(정제), 순채(정제), 순채(정제)
소프, 튀, 튀김, 튀김, 튀김, 튀김	유부(나물, 단무지, 단무지), 튀김(유부), 튀김(유부), 튀김(유부), 튀김(유부)
야채, 채소, 채소, 채소	냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채), 냉채(냉채)
면, 면류	냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면), 냉면(냉면)
빵, 과자	빵(빵), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자), 과자(과자)
커피, 음료, 음료	커피(커피), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료)
음료	음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료), 음료(음료)
음료, 주스	음료(음료), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스), 주스(주스)
계란	계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란), 계란(계란)
육류	육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류), 육류(육류)

코드	음식/식재료	에너지	탄수화물	단백질	지방	코드	음식/식재료	에너지	탄수화물	단백질	지방
A001001	오렌지(과일)	326.4	29.7	4.5	16.8	A001026	감(과일)	120.1	26.8	1.3	0.8
A001002	고춧가루	241.6	23.0	4.8	14.8	A001027	다두(과일)	291.4	36.2	3.4	15.0
A001003	대파	241.6	23.0	4.7	12.2	A001028	감귤	126.5	22.1	2.6	2.8
A001004	복숭아(과일)	239.2	47.8	5.5	2.0	A001029	수박	388.0	76.1	6.9	0.3
A001005	호박	266.8	35.5	5.0	20.8	A001030	멜론	37.2	21.6	0.9	0.1
A001006	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	13.2	A001031	수박(과일)	363.0	74.6	11.2	0.2
A001007	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001032	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001008	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001033	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001009	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001034	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001010	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001035	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001011	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001036	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001012	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001037	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001013	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001038	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001014	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001039	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001015	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001040	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001016	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001041	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001017	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001042	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001018	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001043	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001019	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001044	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0
A001020	호박(과일)	266.8	35.5	5.0	11.4	A001045	인삼	7.2	1.5	0.2	0.0

# Vision Deep Learning

## · 기존 음식 이미지 기반 칼로리 분석 앱 기술 현황



- 딥러닝 기반 이미지 분류 (CNN, Vision Transformer)
- 객체 검출 (YOLO, Faster R-CNN)
- 이미지 분할 (Mask R-CNN, U-Net)
- 특징 추출 및 임베딩 (Feature Extraction, Embedding)
- 단일 이미지 기반 깊이 추정 (Monocular Depth Estimation)
- 부피 및 양 추정 알고리즘 (Portion Size Estimation)
- 다중 객체 분석 (Multi-food Detection & Segmentation)
- 영양 데이터베이스 매핑 (USDA, 국가 식품 DB 연계)
- 칼로리 및 영양소 추정 모델 (Calorie Estimation Models)
- 사용자 피드백 기반 보정 시스템 (Human-in-the-loop)

### · 현재 기술

- 사진 기반 자동 식사 분석
- 음식 이미지 기반 칼로리 및 영양소 추정
- 영양 데이터베이스 연계 칼로리 산출 등

### · 향후 기술

- 정확도 향상을 위한 섭취량 추정 기술 고도화
- 개인 건강 상태를 반영한 맞춤형 영양 분석
- 정량 입력을 보완한 하이브리드 분석 방식 적용
- 다양한 식단 환경을 고려한 분석 기능 확장
- 다중 이미지 또는 영상 기반 분석 기술 확장

## Research Case 1

· Real-Time Detection of Rice Quantity in Institutional Food Service Using the DeepLabV3plus Deep Learning Algorithm

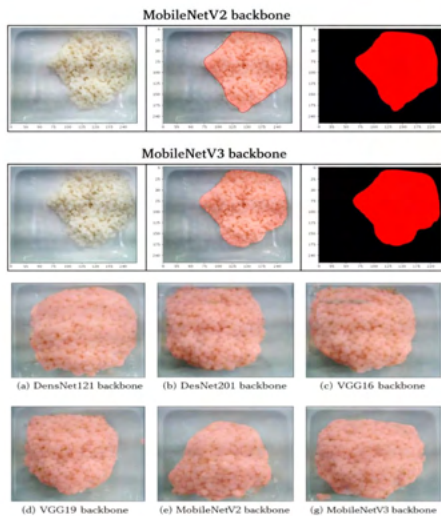
DeepLabV3+ 기반 분할을 통해 쌀 영역을 정밀 추출하고, 실시간 배식량 정량화 수행



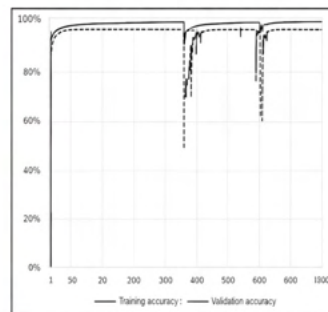
21

## Research Case 1

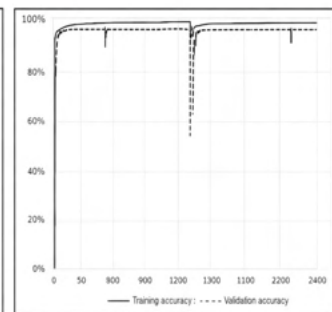
· Real-Time Detection of Rice Quantity in Institutional Food Service Using the DeepLabV3plus Deep Learning Algorithm



다양한 backbone 비교를 통해 DeepLabV3+ 기반 쌀 분할의 정확성과 안정성을 검증



a) DenseNet121 backbone



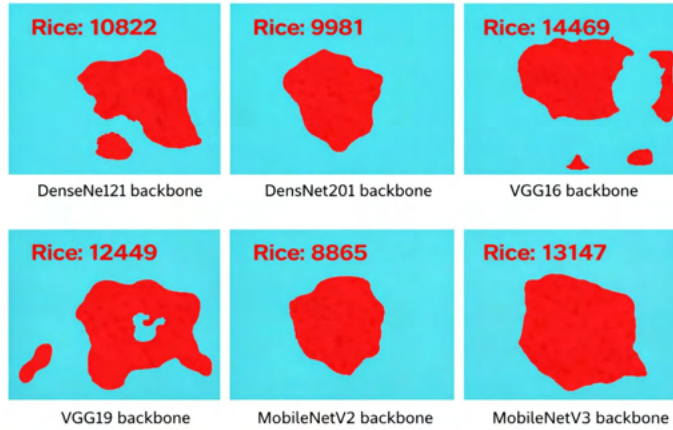
b) DenseNet201 backbone

22

## Research Case 1

· Real-Time Detection of Rice Quantity in Institutional Food Service Using the DeepLabV3plus Deep Learning Algorithm

분할된 쌀 영역의 픽셀 정보를 기반으로 배식량을 정량적으로 추정



23

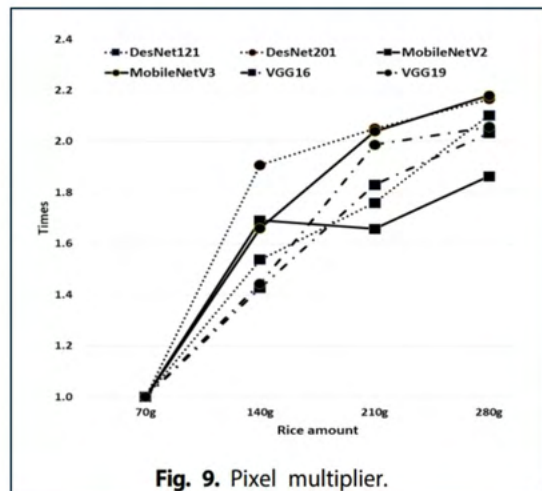
## Research Case 1

· Real-Time Detection of Rice Quantity in Institutional Food Service Using the DeepLabV3plus Deep Learning Algorithm

다양한 backbone 비교 결과, 높은 mIoU 성과와 안정적인 배식량 추정을 동시에 확보

### Backbone mIoU

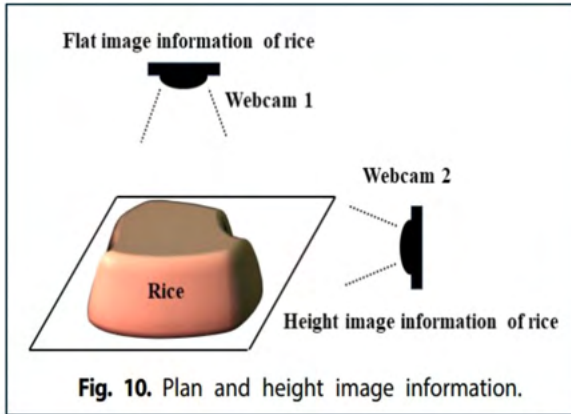
DenseNet121	92.92%
DenseNet201	92.92%
VGG16	91.94%
VGG19	92.80%
MobileNetV2	87.70%
MobileNetV3-Large	92.56%



24

## Research Case 1

· Real-Time Detection of Rice Quantity in Institutional Food Service Using the DeepLabV3plus Deep Learning Algorithm



Next Research

- DeepLabV3Plus 기반 모델은 실시간 쌀 정량 검출에 높은 정확도를 보였으며, 백본 선택에 따라 성능과 연산 효율 차이가 확인되었다.
- 데이터 규모와 환경 다양성에 한계가 있어, 향후 연구 확장과 실용화를 위해서는 대규모 데이터 구축과 재정적 투입, 다양한 조건을 반영한 추가 학습 및 검증이 필요하다.

## Research Case 2

· AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

약지도 학습 기반 재료 분할을 통해 음식 구성 분석에서 체적 및 영양 추정으로 확장

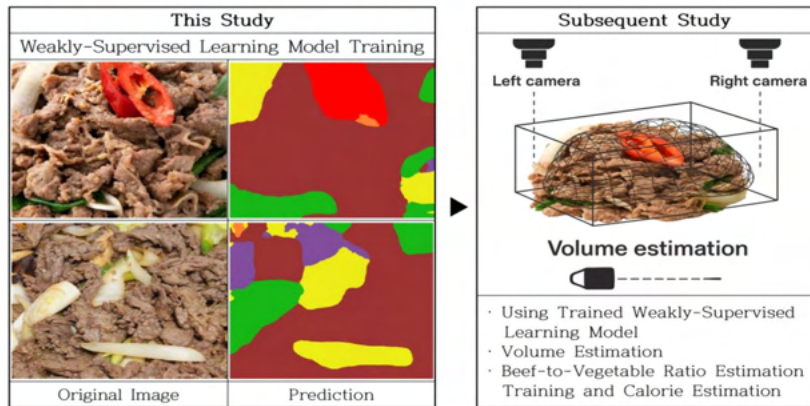


Fig. 1. Overall Workflow of the Integrated Deep Learning Framework

## Research Case 2

· AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

부분 라벨링 기반 약지도 학습을 통해 전체 음식 재료 분할 성능 확보

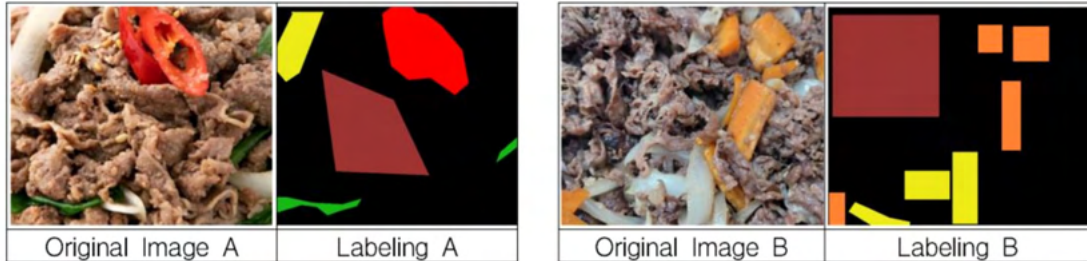


Fig. 2. Partial Annotation for Weakly Supervised Learning

## Research Case 2

· AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

Table 1. Comparison between ResNet50 and ResNet101 for Bulgogi Ingredient Recognition

Feature	ResNet50	ResNet101
Layer Depth	50 layers	101 layers
Computational Cost	Lower (faster training)	Higher (slower training)
Feature Representation	Moderate, suitable for general features	Deeper, captures more fine-grained features
Data Requirement	Works well on smaller datasets	Requires larger datasets to avoid overfitting
Strengths	Efficient, faster convergence, good generalization for medium complexity tasks	Excellent at capturing detailed patterns, better for complex feature recognition
Weaknesses	May miss fine details in complex images	Higher computational cost, longer training time, risk of overfitting on small datasets
Typical Use Case	Standard object recognition, moderate complexity tasks	Fine-grained recognition, complex images, tasks requiring detailed feature extraction

## Research Case 2

### · AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

약지도 학습 기반 모델에서도 안정적인 AI 성능 확보

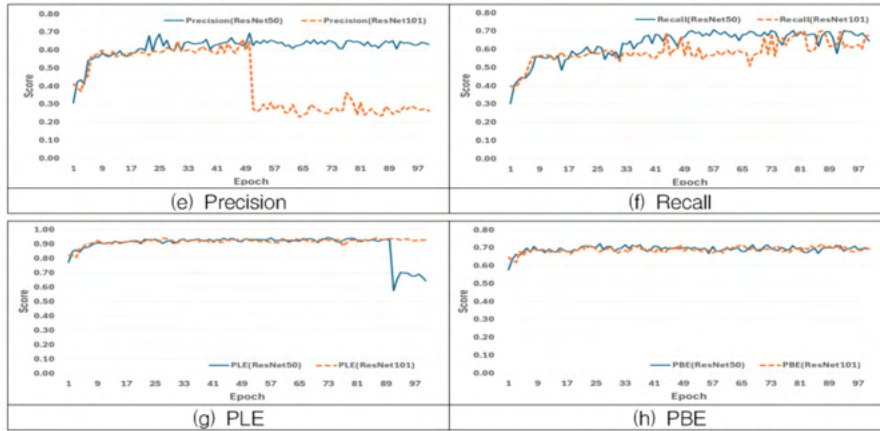


Fig. 3. Performance Evaluation Metrics of Weakly Supervised Models

## Research Case 2

### · AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

학습 진행에 따라 음식 재료 분할 정확도가 점진적으로 향상됨

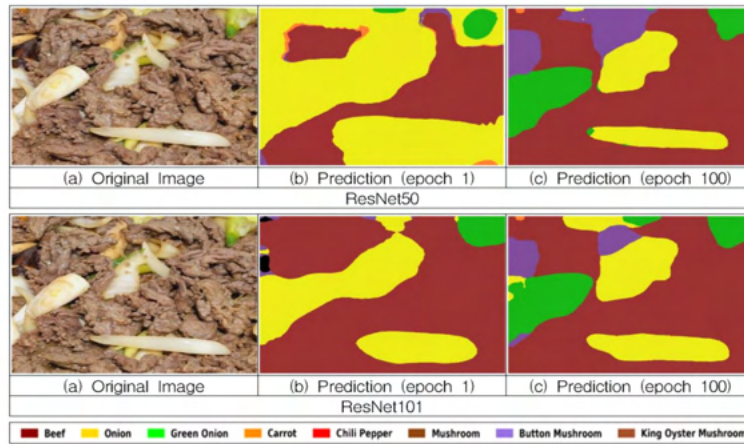


Fig. 4. Prediction Results of Bulgogi Ingredient Segmentation

## Research Case 2

### · AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

이미지 생성 기반 데이터 확장을 통해 재료 인식 성능 향상 및 학습 안정성 확보

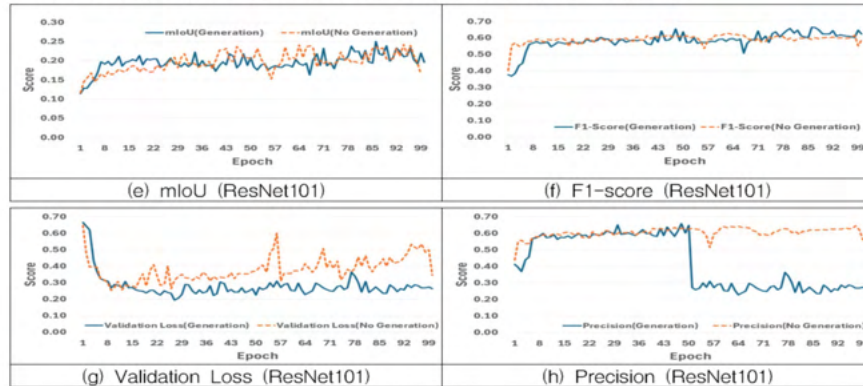


Fig. 5. Effect of Image Generation on Ingredient Recognition Performance

31

## Research Case 2

### · AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

이미지 생성 기반 데이터 확장을 통해 재료 분할 정확도 및 시각적 품질 향상

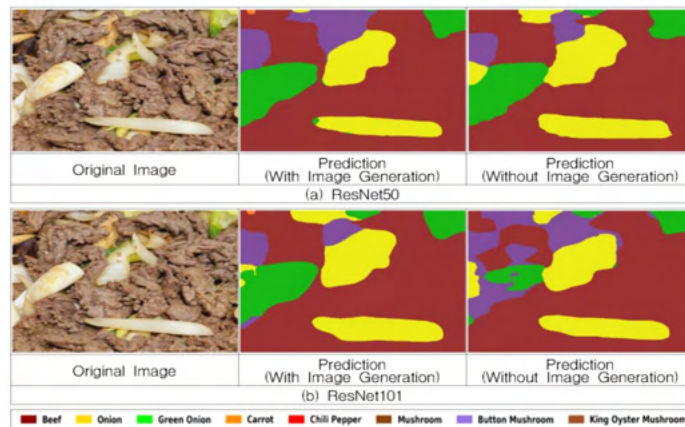


Fig. 6. Comparison of Predicted Images with and without Image Generation

32

## Research Case 2

### AI-Based Weakly Supervised Semantic Segmentation for Korean Food Ingredient Recognition : Bulgogi Case Study

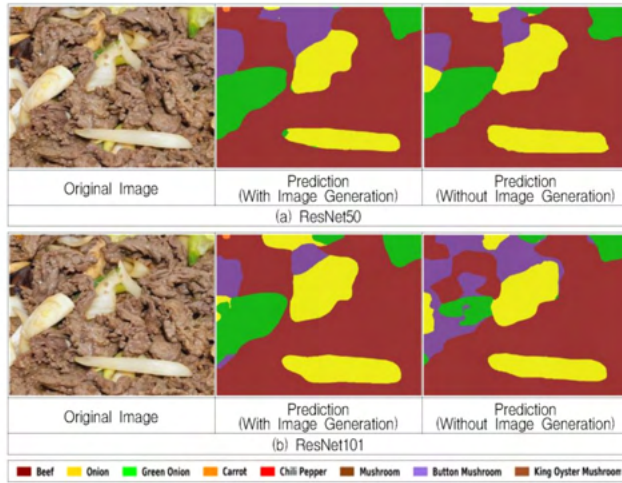


Fig. 6. Comparison of Predicted Images with and without Image Generation.

• 본 연구는 부분 주석 학습과 이미지 증강을 적용한 딥러닝 분석이 불고기 요리 이미지에서 주요 성분 인식과 분할에 효과적임을 확인하였으며, 특히 ResNet101이 복잡한 조리 환경에서도 우수한 성능을 보였다.

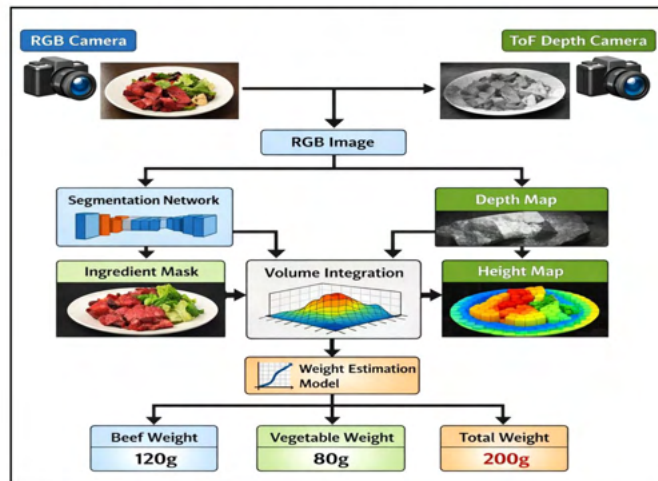
• 다만 데이터 규모와 음식 종류의 한계로 인해, 향후 연구의 확장 및 실질적 활용을 위해서는 대규모 한식 데이터셋 구축, 이에 따른 재정적 투입, 그리고 다양한 조건을 반영한 대대적 학습이 필요하다.

33

## Research Case 3

### RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

RGB-ToF 융합을 통해 음식의 3D 체적을 추정하고, 이를 기반으로 무게를 정량적으로 예측



34

## Research Case 3

· RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

다중 카메라 기반 실험 환경에서 다양한 시점의 RGB 데이터를 활용하여 3D 체적 및 무게 추정 수행

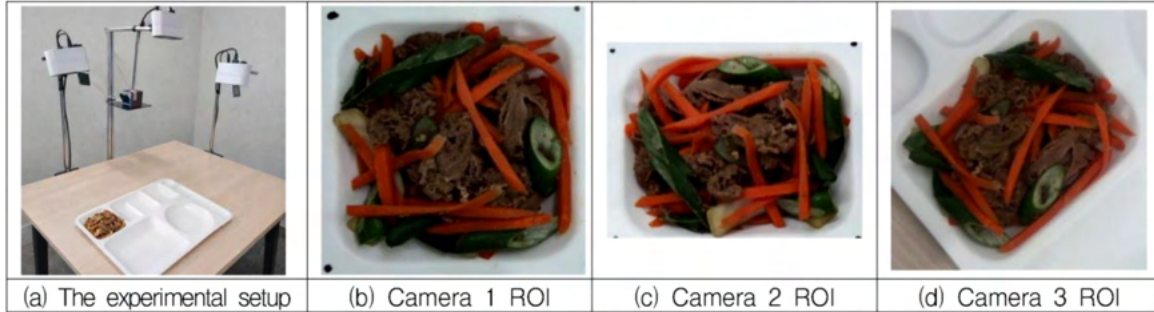


Figure 2. Beef to vegetable ratio 50:50 (total weight: 100 g)

35

## Research Case 3

· RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

RGB 영상과 ToF Depth 데이터를 정합하여 정밀한 3D 형상 복원을 수행

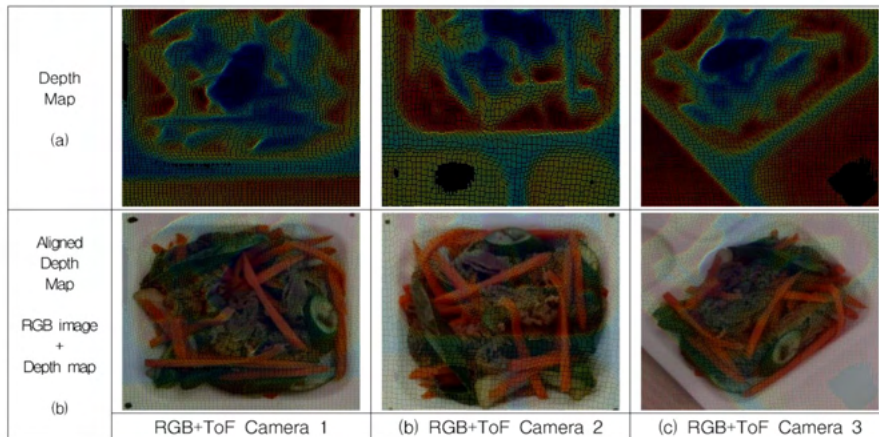


Figure 3. RGB-Depth alignment process

36

## Research Case 3

• RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

Depth 기반 부피 계산과 비율 제약 회귀를 결합하여 음식 무게를 정밀 추정

Table 1. Experimental conditions for beef - vegetable composition and weight settings

Beef - Vegetable Ratio	Weight (g)	Serving Format
50:50	100g, 200g, 300g	35
80:20	100g, 200g, 300g	35

$$h(x,y) = Z_{plate} - Z(x,y) \quad \text{Eq. (3)} \quad V = \sum_{(x,y) \in \Omega_{food}} h(x,y) \Delta A \quad \text{Eq. (4)}$$

$$\Delta A \approx \frac{z(x,y)^2}{f_x f_y} \quad \text{Eq. (5)} \quad \hat{M} = \omega^T X + b \quad \text{Eq. (6)}$$

$$\min_{\omega_b, \omega_v} = \| y_b - X \omega_b \|^2 + \| y_v - X \omega_v \|^2 + \lambda \| y_{tot} - X (\omega_b + \omega_v) \|^2 \quad \text{Eq. (7)}$$

37

## Research Case 3

• RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

Depth 기반 높이 특징이 음식 총 중량과 높은 선형 상관관계를 가짐

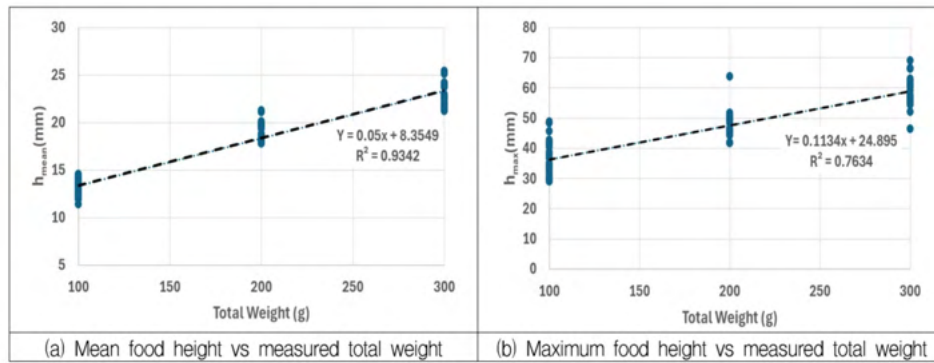


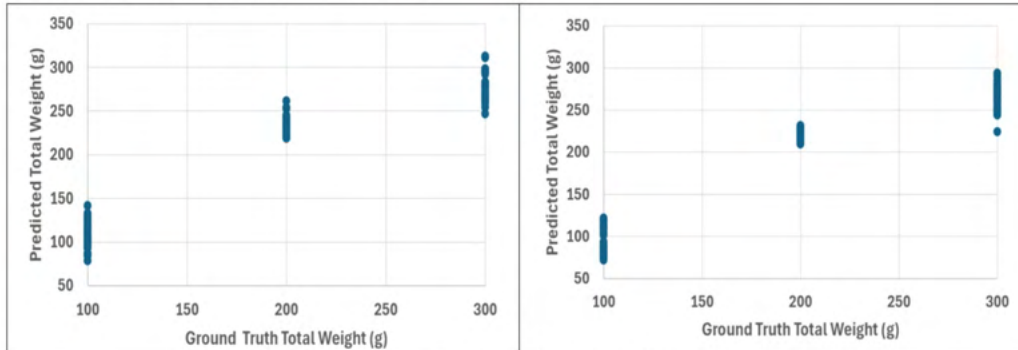
Fig. 4. Relationship between depth-derived geometric features and measured food weight

38

## Research Case 3

· RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

예측된 음식 총 중량이 실제 중량과 높은 일치도를 보임



(c) Total food weight prediction

## Research Case 3

· RGB-ToF Depth Fusion-Based 3D Volume Estimation and Weight Prediction for Bulgogi with Ratio-Constrained Regression

RGB-ToF 융합 기반 3차원 형상 복원과 체적-중량 추정을 통해 불고기 성분별 중량을 높은 정확도로 정량 분석할 수 있음을 확인하였다.

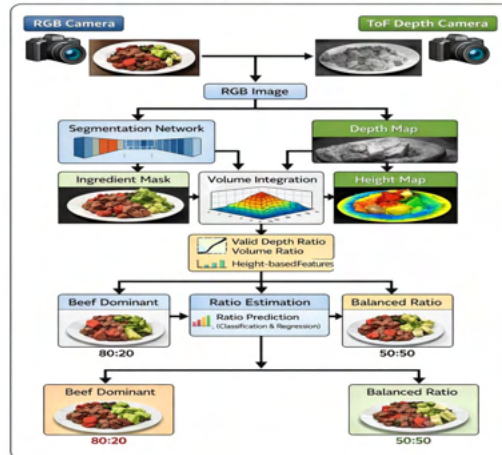
Table 2. Prediction errors of the ratio-based correction model

Mixed Ratio	Ground Truth Beef Weight (g)	Predicted Results Error (%)							
		Ratio				Total Weight			
		Cam1	Cam2	Cam3	All Cam	Cam1	Cam2	Cam3	All Cam
50:50	50	14.0	22.0	20.0	19.6	16.8	9.5	12.3	12.9
	100	30.0	34.0	30.8	31.8	14.3	17.5	20.1	17.3
	150	22.0	17.8	25.0	21.6	12.3	3.0	6.5	7.3
	Mean (%)	20.0	25.2	24.6	23.6	14.8	9.9	13.1	12.6
80:20	80	12.5	9.6	7.6	9.37	11.3	15.5	21.0	15.9
	160	12.5	2.85	13.7	12.5	11.2	8.9	12.7	11.0
	240	17.0	22.5	19.0	19.1	16.9	6.8	10.6	11.5
	Mean (%)	12.8	13.0	12.6	12.8	12.9	11.1	15.7	13.2

## Research Case 4

### · RGB-ToF Depth Fusion-Based Ingredient Ratio Estimation with Weight-Aware Modeling for Mixed Food

RGB-ToF 기반 깊이 및 부피 정보를 활용하여 혼합 음식의 구성 비율을 정밀하게 추정



41

## Research Case 4

### · RGB-ToF Depth Fusion-Based Ingredient Ratio Estimation with Weight-Aware Modeling for Mixed Food

다중 시점 RGB-ToF 데이터를 활용하여 혼합 음식의 구성 비율 추정을 위한 입력 데이터를 확보

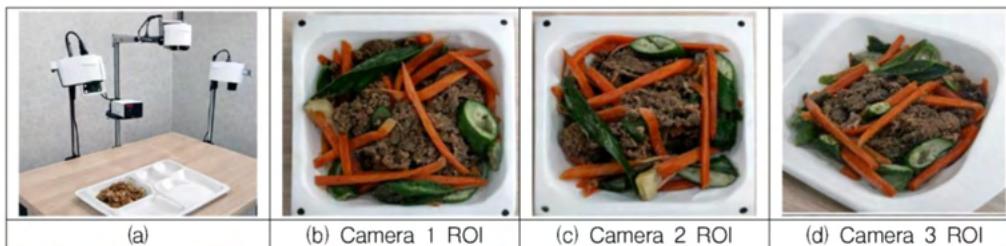


Figure 2. Multi-view data acquisition for beef - vegetable ratio estimation. (a) Experimental setup consisting of RGB and ToF sensors mounted above the serving tray. (b) - (d) Region-of-interest (ROI) images captured simultaneously from Camera 1, Camera 2, and Camera 3 for a sample with a beef-to-vegetable ratio of 50:50 (total weight: 100 g).

42

## Research Case 4

### · RGB-ToF Depth Fusion-Based Ingredient Ratio Estimation with Weight-Aware Modeling for Mixed Food

RGB 영상과 ToF 깊이 센서를 융합해 혼합 음식의 재료 구성비를 추정하였으며, 정확도 향상을 위한 알고리즘을 도출하고 높은 정확도를 확인하였다

Table 2. Classification performance of the baseline ratio estimation

Accuracy	Balanced Accuracy	F1-score
72.8%	72.8%	0.70

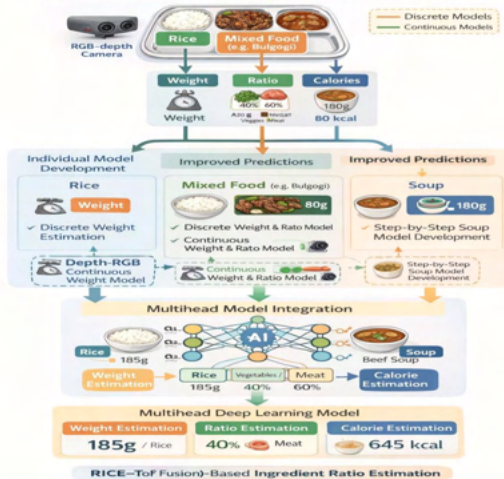
Table 10. Performance metrics under nested cross-validation

Accuracy	Balanced Accuracy	F1-score	ROC-AUC	PR-AUC
84.3%	84.3%	0.85	0.89	0.90

## Further Research

### Multihead AI 기반 통합 식단 분석 시스템으로 확장

#### Multihead Deep Learning Research Overview



# My Main Research Field

CNN 기반 Multi-task 학습으로 손상 검출을 통합적으로 수행



45

# My Main Research Field

콘크리트 손상 유형별 이미지 데이터셋 구성

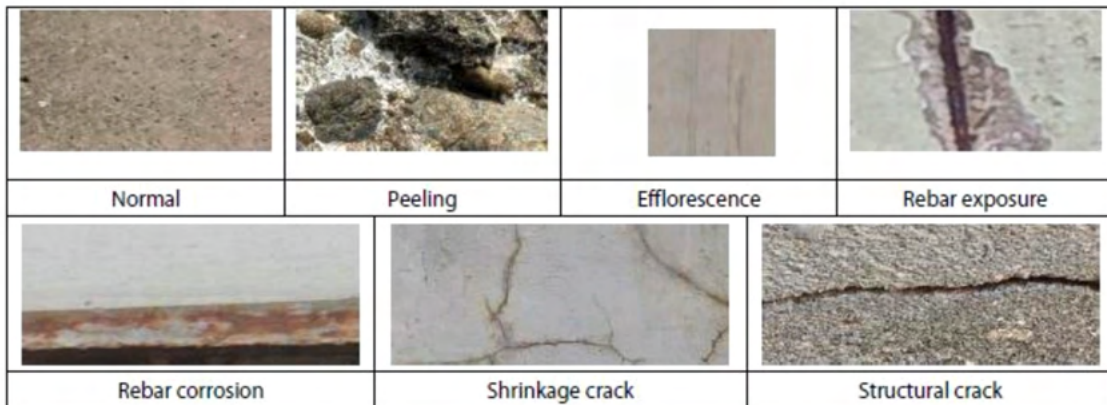


Fig. 2. Examples of Images

46

## My Main Research Field

기본 CNN 구조를 활용한 손상 분류 모델 설계

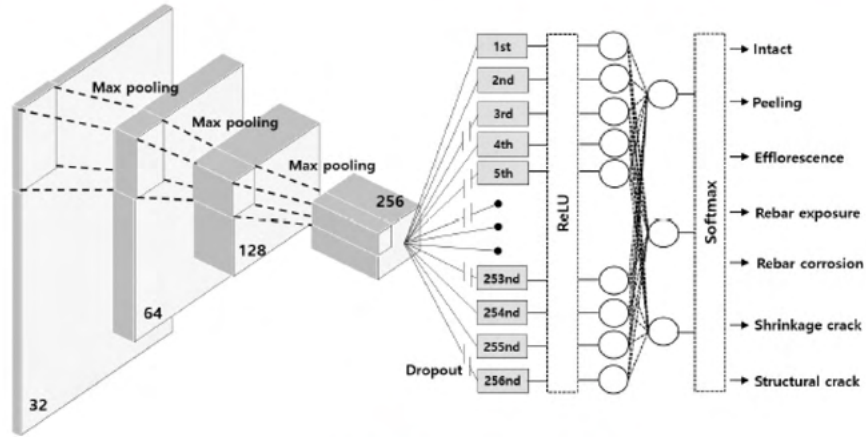


Fig. 3. Vanilla Convolution Neural Network

47

## My Main Research Field

Vanilla CNN은 높은 학습 성능 대비 낮은 일반화 성능을 보임

Table 7. Performance of Vanilla Convolution Neural Network

ID.	Training performance (%)			Validation performance (%)		
	Accuracy	Precision	Recall	Accuracy	Precision	Recall
S1	74.50	89.99	63.49	55.50	67.0	46.0
S2	87.50	94.56	81.99	54.0	59.09	45.50
S3	73.0	89.99	58.0	52.99	63.16	43.99
S4	87.99	94.43	81.0	52.49	62.16	44.49
S5	95.99	98.26	91.99	67.5	72.86	60.0
S6	100.0	100.0	100.0	59.50	70.88	50.99
S7	97.0	98.38	93.99	66.50	79.33	60.0
S8	100.0	100.0	100.0	55.0	66.74	41.50

48

# My Main Research Field

Transfer Learning을 통해 데이터 부족 문제와 과적합을 해결할 수 있음

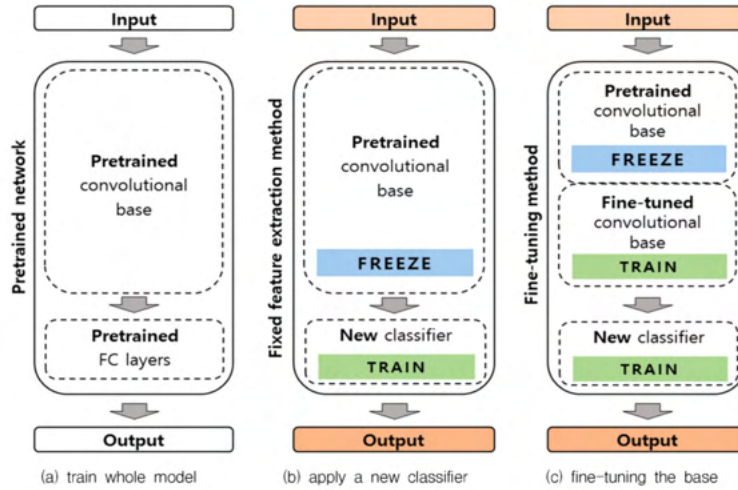


Fig.1 Transfer learning

# Research Work in My Field

다양한 MobileNet 구조와 학습 조건을 조합하여 최적 모델을 체계적으로 탐색함

Table 6. Considered Case of MobileNets

Case ID	MobileNet Architecture	Optimizer		Image generation	Classifier						
		RMSprop	Adam		Units size		Pooling		Dropout		
					512	1,024	average	max	0%	50%	
Mo1	V2	○		○	○		○		○		
Mo2	V2	○		○	○		○		○		
Mo3	V2		○	○	○		○		○		
Mo4	V2		○	○	○		○		○		
Mo5	V2	○		○		○	○		○		
Mo6	V2	○		○		○	○		○		
Mo7	V2		○	○		○	○		○		
Mo8	V2		○	○		○	○		○		
Mo9	V2	○		○	○				○	○	
Mo10	V2	○		○	○				○	○	
Mo11	V2		○	○	○				○	○	
Mo12	V2		○	○	○				○	○	
Mo13	V2	○		○	○		○				○
Mo14	V2	○		○	○		○				○
Mo15	V2		○	○	○		○				○
Mo16	V2		○	○	○		○				○
Mo17	V3-Large	○		○	○		○				○
Mo18	V3-Large	○		○	○		○				○
Mo19	V3-Large		○	○	○		○				○
Mo20	V3-Large		○	○	○		○				○
Mo21	V3-Small	○		○	○		○				○
Mo22	V3-Small	○		○	○		○				○
Mo23	V3-Small		○	○	○		○				○
Mo24	V3-Small		○	○	○		○				○

# My Main Research Field

CNN은 층이 깊어질수록 단순 패턴에서 의미 있는 구조(균열, 철근)를 점점 더 명확하게 학습함

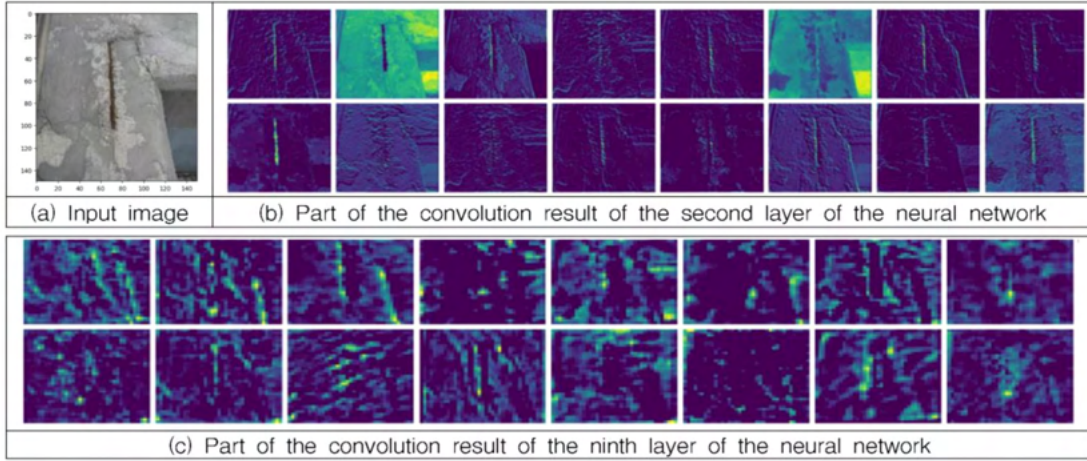


Fig. 4. Convolution results of exposed rebar images

51

# My Main Research Field

모델 성능은 optimizer, dropout, pooling 등 설계 요소에 따라서도 크게 달라짐

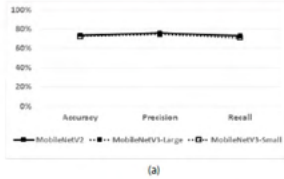


Fig. 8. Effect of Optimizer Type: (a) Optimizer: RMSprop, (b) Optimizer: Adam

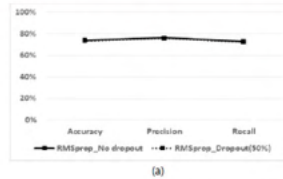
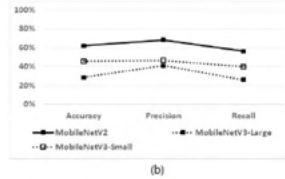


Fig. 9. Effect of Dropout: (a) RMSprop, (b) Adam

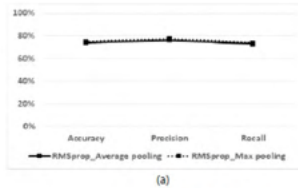
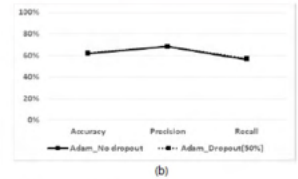
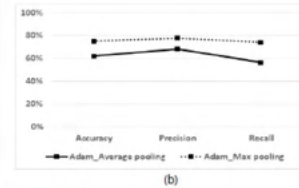


Fig. 10. Effect of Pooling Type: (a) RMSprop, (b) Adam



52

## My Main Research Field

Transfer learning 기반에서 EfficientNet과 Inception 계열이 가장 높은 성능을 보임

Table 9. Top-1 validation accuracy of transfer learning architecture (%)

Case	ResNet50	ResNet152	EfficientNetB7	InceptionV3	VGG16	VGG19
1	44.9	44.4	23.5	74.0	70.4	69.9
2	<b>76.9<sup>(a)</sup></b>	<b>75.0<sup>(a)</sup></b>	20.9	<b>77.9<sup>(a)</sup></b>	72.0	72.0
3	43.1	42.8	26.4	65.3	54.3	53.3
4	43.6	42.3	<b>14.3</b>	65.6	54.1	53.9
5	44.9	48.5	29.0	73.0	68.0	68.9
6	75.0	<b>75.0<sup>(a)</sup></b>	<b>86.0<sup>(a)</sup></b>	<b>77.9<sup>(a)</sup></b>	<b>72.5<sup>(a)</sup></b>	<b>72.5<sup>(a)</sup></b>
7	42.2	41.8	30.5	65.2	53.2	53.1
8	42.5	43.3	25.9	65.2	53.2	53.2
9	37.5	40.9	21.5	68.9	<b>20.9<sup>(b)</sup></b>	<b>20.9<sup>(b)</sup></b>
10	64.4	58.9	40.0	65.4	23.0	<b>20.9<sup>(b)</sup></b>
11	33.3	<b>33.3<sup>(b)</sup></b>	14.5	63.2	55.2	52.3
12	<b>29.6<sup>(b)</sup></b>	39.7	<b>14.3<sup>(b)</sup></b>	64.0	55.1	52.9
13	46.0	47.9	25.5	74.5	21.9	<b>20.9<sup>(b)</sup></b>
14	64.9	67.0	31.9	68.5	21.5	31.5
15	40.9	42.5	<b>14.3<sup>(b)</sup></b>	<b>44.7<sup>(b)</sup></b>	54.5	54.2
16	41.2	41.2	<b>14.3<sup>(b)</sup></b>	63.0	54.2	53.9
(a)-(b) (%)	47.3	41.7	71.7	33.2	51.6	51.6

53

## My Main Research Field

경량 모델에서는 DenseNet과 MobileNetV2가 성능과 안정성 측면에서 가장 우수

Case	DenseNet121	DenseNet201	MobileNetV2 256	MobileNetV2 1024	MobileNetV3 Large	MobileNetV3 Small
1	71.4	71.4	66.0	67.5	51.5	37.0
2	<b>79.0<sup>(a)</sup></b>	75.4	<b>74.0<sup>(a)</sup></b>	<b>74.0<sup>(a)</sup></b>	<b>80.0<sup>(a)</sup></b>	68.5
3	65.1	63.7	60.6	61.4	45.6	40.0
4	65.0	63.8	61.2	61.6	45.4	39.9
5	70.4	71.5	66.0	66.0	52.0	46.5
6	74.0	<b>76.5<sup>(a)</sup></b>	73.0	73.0	69.5	<b>70.5<sup>(a)</sup></b>
7	64.3	64.0	60.8	61.1	44.8	40.6
8	64.3	65.0	61.6	60.9	44.5	41.7
9	68.0	70.0	68.0	67.0	43.0	39.5
10	<b>21.9<sup>(b)</sup></b>	<b>21.9<sup>(b)</sup></b>	66.5	60.5	28.0	<b>33.5<sup>(b)</sup></b>
11	64.9	64.4	61.5	60.7	42.4	37.2
12	64.1	64.6	59.5	62.0	42.2	34.8
13	68.9	70.0	66.0	68.5	50.0	45.0
14	64.4	61.0	56.4	59.5	31.0	34.5
15	64.2	63.5	<b>36.9<sup>(b)</sup></b>	<b>58.7<sup>(b)</sup></b>	<b>23.4<sup>(b)</sup></b>	41.3
16	63.8	64.8	59.5	62.0	45.3	41.2
(a)-(b) (%)	57.1	54.6	37.1	15.3	56.6	37.0

54

# My Main Research Field

EfficientNet은 최고 정확도, MobileNet과 DenseNet은 효율-성능 균형 측면에서 실용적

Table 12. Architecture efficient index and maximum top-1 validation accuracy

Model	Architecture Efficient Index	Top-1 Validation Accuracy (%)
ResNet50	27.77	76.9
ResNet152	24.03	75.0
EfficientNetB7	21.04	86.0
InceptionV3	38.80	77.9
VGG16	52.24	72.5
VGG19	39.92	72.5
DenseNet121	40.56	79.0
DenseNet201	39.95	76.5
MobileNetV2-256	39.96	74.0
MobileNetV2-1024	34.70	74.0
MobileNetV3-Large	53.66	80.0
MobileNetV3-Small	28.12	70.5

55

# My Main Research Field

현재는 구조적 제약 기반 접근에서 나아가, 데이터 기반 관계 학습을 통합하는 방향으로 연구를 확장하고 있습니다.

### Two-Stage Multi-Head vs. Three-Multihead

두 논문의 차별점

#### Two-Stage Multi-Head (논문 A)

**구조적 제약 기반 (Constraint-Based)**

✓ Soft ROI Gating    ✓ Subset Constraint (Rebar  $\subset$  Spalling)

**핵심 아이디어:** 물리적 포함 관계를 명시적으로 강제

⚡ Rebar는 반드시 Spalling 영역 안에 존재해야 한다  
 → Hard Constraint로 구조적 일관성 보장

**핵심 특징**

- Two-Stage 학습 (Stage1 → Stage2)
- Hard Structural Constraint (Exposure  $\subset$  Spalling)
- Soft ROI Gating으로 구조적 일관성 강화
- Deployment / Robustness / Calibration 중심
- 대상: 2개 손상 (Spalling, Rebar Exposure)

**VS.**

#### Three-Multihead (논문 B)

**데이터 기반 관계 학습 (Data-Driven)**

✓ Pairwise Prior (Soft Relation)    ✓ No Strict Constraint

**핵심 아이디어:** 손상 간 관계를 유연하게 학습

⚡ 손상 간 관계를 데이터로부터 학습  
 → Flexible & Adaptive (제약 없이 유연한 모델링)

**핵심 특징**

- Single-Stage Multihead
- Soft Pairwise Prior + Auxiliary Loss
- No Hard Constraint (유연한 관계 모델링)
- 성능 향상 / Loss 설계 / Ablation 분석 중심
- 대상: 3개 손상 (Crack, Spalling, Rebar Exposure)

56

## Expanding Research Boundaries Through Interdisciplinary Collaboration

- 토목공학 연구를 추진하면서 연구의 영역을 확장해 온 과정에서, 식품영양 분야와의 협업은 AI, 딥러닝, 머신러닝이 다양한 데이터를 보다 폭넓게 해석하고 새로운 인사이트를 도출하는 데 중요한 도구가 될 수 있겠다는 점을 생각하게 해주었습니다.
- 식품영양 분야에 대해서는 아직 많이 배우고 이해해야 할 부분이 있지만, 부족한 부분은 여러 전문가분들의 이해와 조언을 통해 채워가면서 이러한 융합적 접근이 보다 의미 있는 연구와 활용으로 이어지기를 기대합니다.
- 오늘 말씀드린 내용 역시 식품영양 분야 전문가 여러분의 관점에서 보완되어야 할 점이 많을 것으로 생각되며, 앞으로도 많은 가르침과 협력을 통해 보다 발전된 융합 연구로 같이 이어갈 수 있기를 기대합니다.

57

# 감사합니다.

010\_5222\_7634, pyh@bc.ac.kr

58



---

# 식약처 식품 분야 인공지능 활용사례 및 추진방향

김 익 상


식품의약품안전처, 식·의약 인공지능 전환 추진단

---



# 식약처 식품 분야 인공지능 활용 사례 및 추진 방향

2026. 5. 15.(금)

 식품의약품안전처  
식의약인공지능전환추진단



## 목 차

- I 인공지능과 디지털 기술
- II 식품 분야 인공지능 활용 사례
- III 향후 추진 방향





**활용 대상 기술의 종류** I. 인공지능과 디지털 기술

**□ 디지털 기술**

바코드	블록체인	가상인간	로봇자동화	가상현실	스마트안경	사물인터넷

**□ 인공지능**

					(국민) 안전·건강비서 (업체) 가상 직원 민원, 관리 도움 (정부) 가상 동료 민원검토, 허가심사
생성형AI	컴퓨터비전	챗러닝	음성·영상인식	AI 에이전트	

- 1 -

### 생성형 언어 모델(LLM) 활용

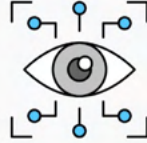
- ✓ 법령, 질의응답 등 자료를 학습해 24시간 상담 서비스
- ✓ 대량 자료 요약, 번역, 초안작성, 맥락 검색 등 심사, 평가 지원



푸드QR 표시 검토  
의약품 AI 심사관

### 컴퓨터 비전 활용

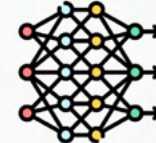
- ✓ 수입식품 표시(원어, 한글) 등 위해 원재료 등 자동 검토
- ✓ 소, 돼지고기 등 도축 과정의 혼입 이물 검출 성능 강화  
\* 주삿바늘, 화농, 뼈 조각 등



수입식품 전자심사24  
식육 이물 검사 모델

### 딥러닝 유사도·위험도 계산

- ✓ 부적합, 행정 이력을 학습해 현장·집중 관리 대상 선별
- ✓ 위해요소 DB와 기후·환경 등 자료로 위험 예측·경보



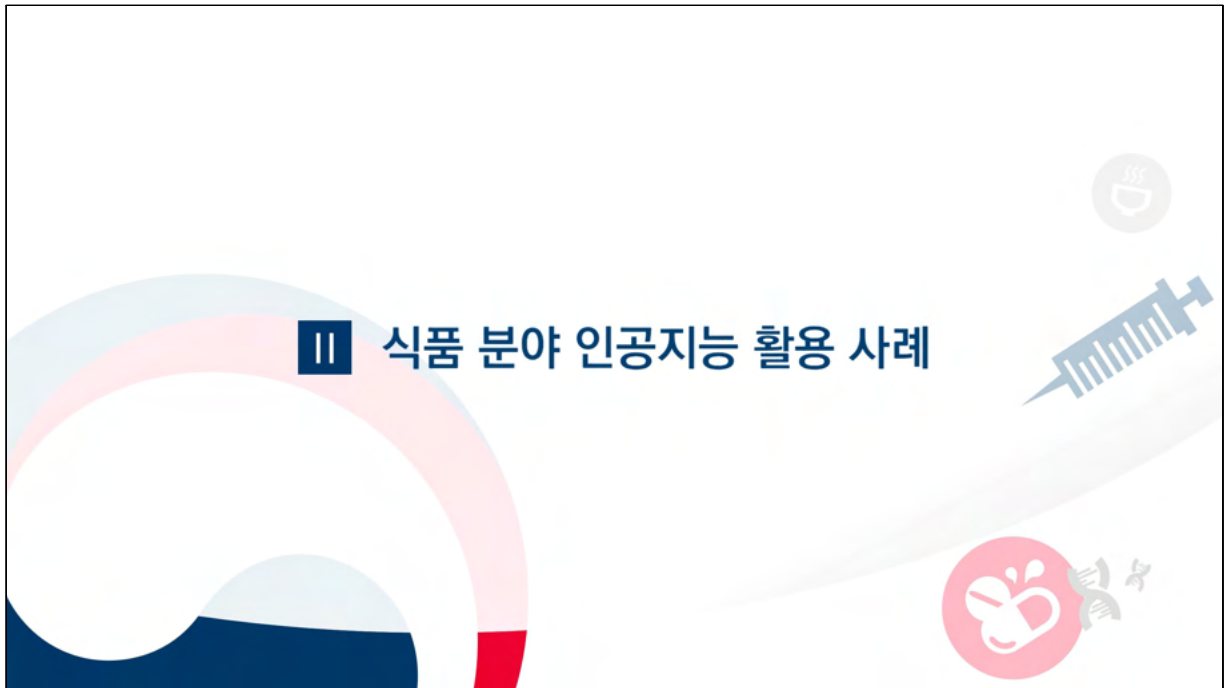
식중독 예측지도  
비브리오 예측시스템

### □ 「행정기본법」 제20조(자동적 처분) ※ 21.3. 제정

- (문구) 행정청은 법률로 정하는 바에 따라 **완전히 자동화된 시스템(인공지능 기술을 적용한 시스템을 포함한다)으로 처분**을 할 수 있다. 다만, 처분에 재량이 있는 경우는 그러하지 아니하다.
- (내용) 행정청 재량이 없는 처분의 경우 행정청으로 하여금 개별 법령에 근거하여 완전히 자동화된 시스템이나 인공지능 기술을 적용한 시스템으로 처분을 할 수 있도록 하되, 처분 과정에서 행정청의 재량적 판단이 필요한 처분은 자동적 처분 대상에서 제외

### □ 「수입식품안전관리 특별법」 제20조의2(수입신고 수리의 자동화) ※ 23.6. 신설

- (문구) 수입신고 중 국민건강에 미치는 위해발생의 우려가 낮고 반복적으로 수입되는 수입식품등의 수입신고는 제39조의2의 수입식품통합정보시스템에 의하여 **완전히 자동화된 방식으로 수리**할 수 있다.
- (내용) 식품을 수입하는 영업자가 수입신고서를 제출하면 시스템이 최초 수입검사 이력, 금지 원료 사용 여부, 부적합 이력 등 270여개의 항목을 자동으로 검토하는 전자심사를 실시하고, 그 결과가 적합한 경우 자동으로 수리되어 수입신고 확인증을 발급(→관세청)  
\* 전자심사 결과 부적격한 경우 수입식품 검사관에게 전달하여 검사




II. 식품 분야 인공지능 활용 사례

### 수입식품 검사 업무 운영중

**수입식품 무작위 검사 선정 알고리즘**


- 과거 수입 검사 부적합, 해외 위해식품 수집 정보 등을 기반으로 국가, 품목, 원료 등 주요 변수를 도출하고 기계학습을 통해 부적합 가능성(복합적 위험)을 확률로 산출하여 무작위 검사 대상으로 선정

'12년 벤치마크



PREDICT시스템

'13~'18년 실증개발



OPERA 시스템

'19~'21년 통계(GLM)

식품	17개 변수
축산물	20개 변수
수산물	14개 변수

지능형 수입검사

'22년~ AI 분석, 세분화 적용

식품	농산물
축산물	가공식품
수산물	식품첨가물
	건강기능식품
	기구 및 용기포장

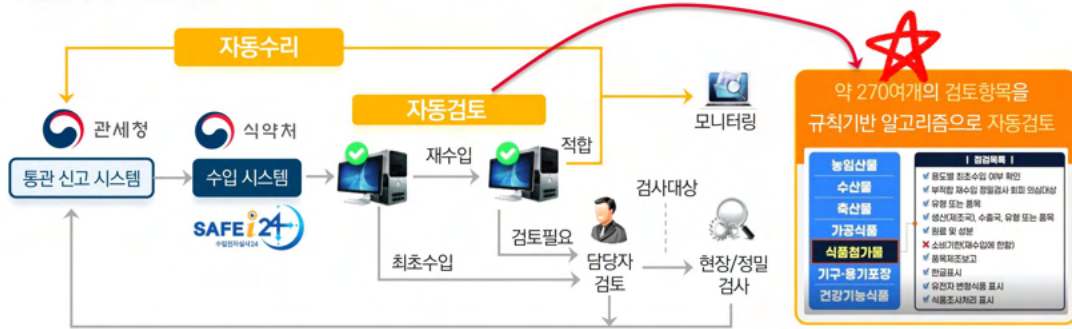
- \* (식품) 부적합율(수출, 수입, 제조 업체, 동일제품), 품목구분, 위험성분, 중량, 단가, 수입 월, 유통기간 등 17개
- \* (축산물) 부적합율(화주, 동일제품), 도축경과기간, 부위, 중량, 단가, 수송기간, 가공기간, 위험성분, 멸균 살균여부, 단가 등 20개
- \* (수산물) 부적합율(제조 국가 및 업체, 수입, 동일제품), 부위(처리형태), 중량, 단가, 신고 월, 포장 종류, 품종 코드 등 14개

\* 무작위 검사 부적합율: (검사관 선별) 0.43% → (AI 알고리즘) 0.65%

- 4 -

■ 수입식품 전자심사24 시스템(SAFE-i24)

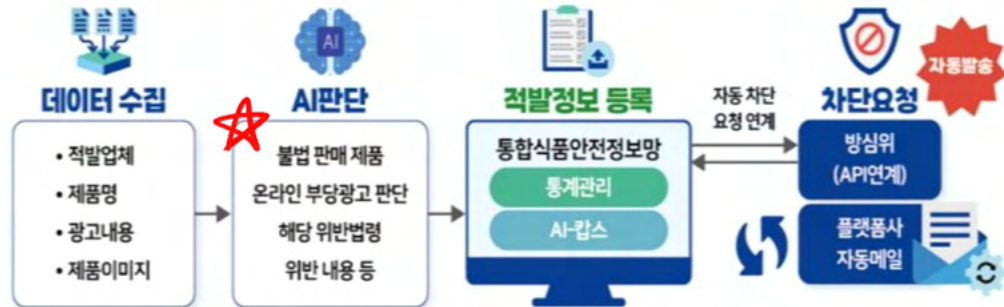
- 안전성이 확인된 반복적, 재수입 식품 대상으로 270종의 검사사항을 컴퓨터가 사전 설정된 검사 기준과 규칙 기반으로 자동 확인해 문제가 없는 경우 수입신고확인증 자동 발급



\* 전자심사 실적(건수, 전체 대비%): ('24) 80,158건, 9.5% → ('25) 125,709건, 85만 건 대비 14.4%

■ 시캡스 시스템

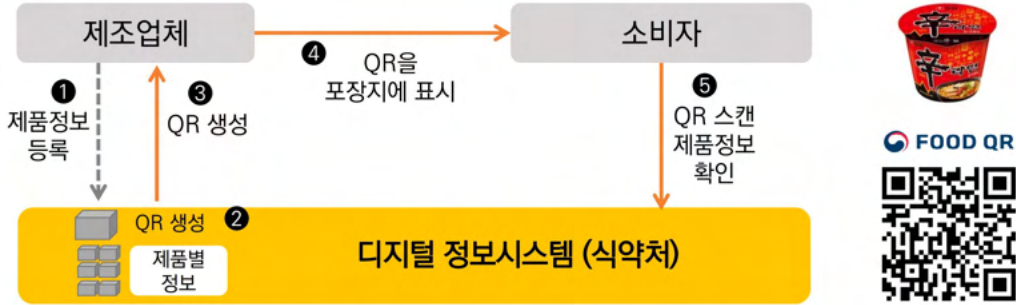
- 온라인상 마약류 및 불법 제품 유통과 허위 광고를 감시하는 인공지능 시스템으로써 초거대 인공지능 기술을 활용해 이미지 속 문자나 초성 광고를 시로 자동 탐지·분석하여 판매의도와 위험도를 산출해 차단 지원



\* 시캡스(마약류, 의약(외)품) 적발 실적(건): ('25.11.~) 2,702 → ('26.1.~3.) 7,751건

□ **푸드QR 시스템**

- 제품 인허가, 인증, 회수·부적합 등 정부 정보와 표시사항, 조리법 등 민간 정보를 **제품별로 수집해 QR코드로 연결하여 소비자 휴대폰(카메라)으로 간편하게 확인하는 정보서비스 제공**

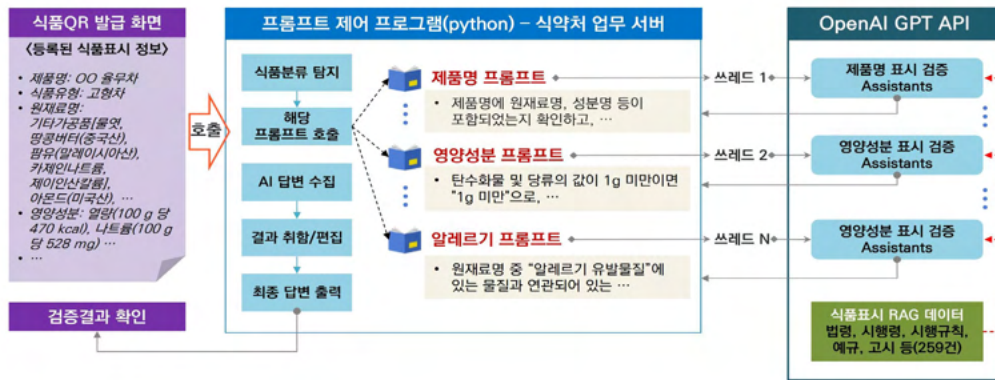


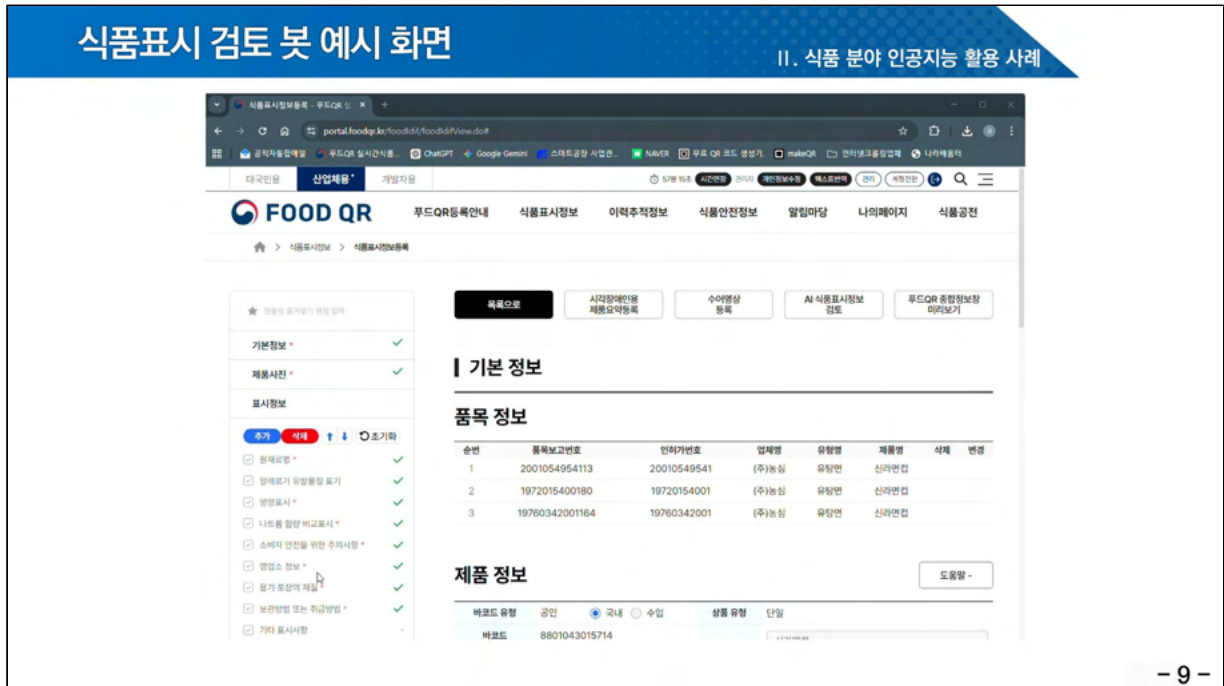
\* '26.4월 말 기준 209개 영업자의 1,400여 개 제품 등록 // 월 4.5~5만 회 조회(스캔)됨

식품표시 상담업무 **시범**

□ **푸드QR 기반 식품표시 검토 봇**

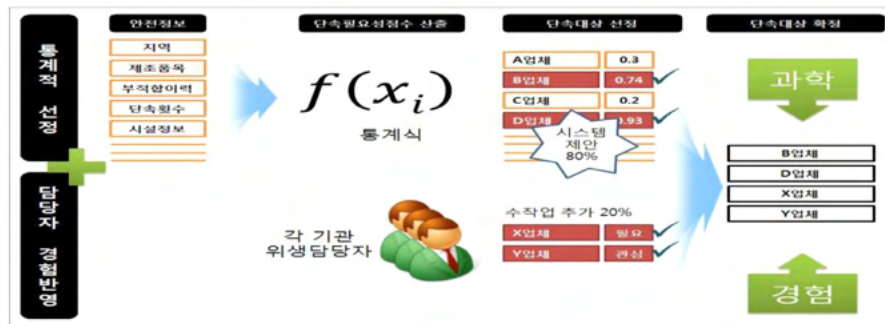
- **제품 표시 사항이 관련 법령과 기준에 적합한지 시가 실시간으로 분석**해 주는 서비스로써 원재료, 영양성분 등 복잡한 기재 항목 오류를 알려줘 업체의 시행착오를 줄이고 소비자에게 정확한 정보를 제공



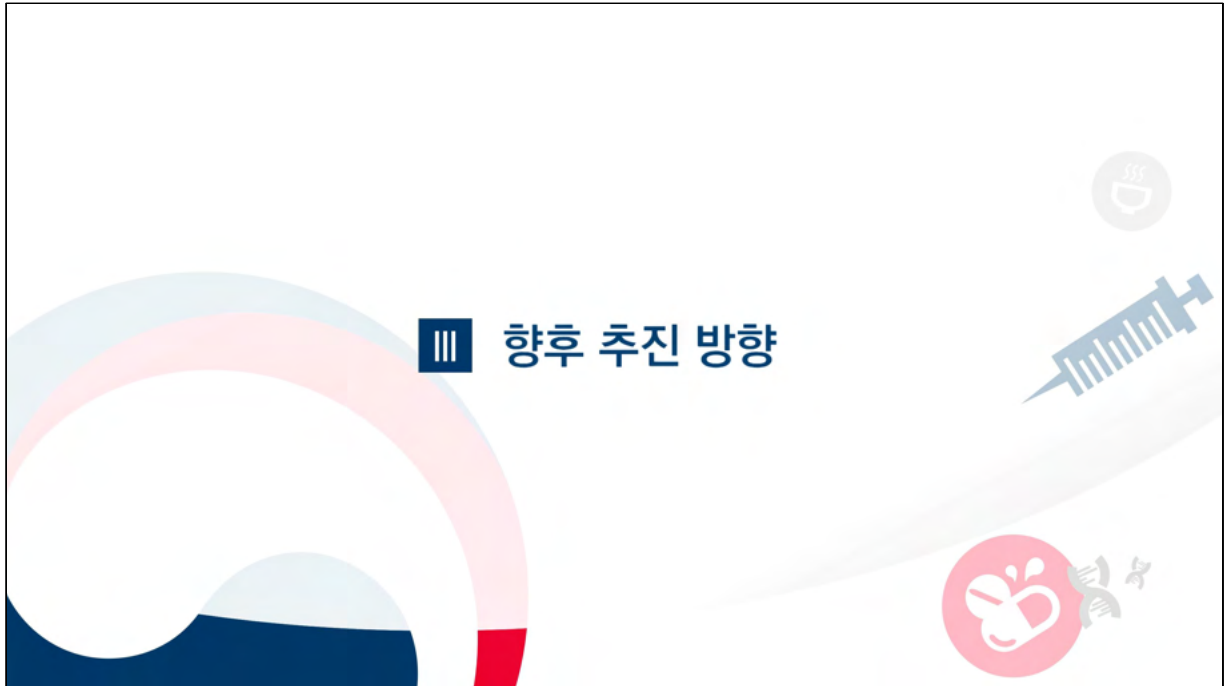


■ 위해도 기반 지도점검 지원 시스템

- 식품업체 인허가 정보, 지도점검 및 수거검사 등 행정이력, 최근 3년간 단속여부 등 정보를 활용해 업체(영업) 관리 필요성을 점수(0~1점)로 산출하는 AI 알고리즘을 통해 식품 업체 선별·차등(집중) 관리를 지원



\* (식품제조가공업 선정 변수) 면적, 급수시설구분, 영업기간, 직원수, 제조품목유형, 품목별 생산액, 과거1년 부적합횟수 등



### III 향후 추진 방향

식품안전관리 분야 **구축중**
III. 향후 추진 방향

**AI 기반 식품 통합정보시스템 구축 사업 추진 ('26 정보화계획수립 → '27~'29년 구축, 개발비 300억 원)**

- AI 기술을 도입하여 국민은 검색 없이 바로 식생활 정보를 확인하고, 산업체는 민원, 상담 등 24시간 지원 받을 수 있으며 공무원은 과학적 위해도 기반으로 선별 관리할 수 있도록 지원하는 통합정보시스템 구축

<p><b>국민 : 궁금한 식생활 정보 실시간 확인 "AI 식품 안전정보포털"</b></p> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>식품안전나라 내손안(안)</li> <li>식품안전정보 종합 포털</li> <li>식생활 및 식품 정보 검색, 소비자 신고</li> </ul> <p><b>시간지</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>온라인 불법광고 차단 시스템</li> <li>광고 위법성 판단 및 차단</li> <li>광고 수입 및 적발, 평의심위 연계 요청</li> </ul> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>실시간식품정보확인시스템</li> <li>포장지 QR로 제품정보 확인</li> <li>식품 등 원재료, 원산지, 영양, 조리방법</li> </ul> <p><b>정부 : 위험도 높은 곳을 찾아서 국민 사고 예방 "AI 식품 안전관리시스템"</b></p> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>식품안전 행정시스템</li> <li>식품 안전관리 통합 시스템</li> <li>식품 민원 처리, 시후관리, 정보검색</li> </ul> <ul style="list-style-type: none"> <li>인체위해성평가 통합관리시스템</li> <li>위해성평가 관련 정보 관리</li> <li>특성정보, 위해성 평가 결과 수집 분석</li> </ul> <p><b>시간지</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>식품위해 예측시스템</li> <li>위험요소 예측 및 점검방향 제시</li> <li>위해물질, 제품, 업체 등의 위험요소 AI 예측</li> </ul> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>통합실험실정보 관리시스템 (국가표준실험실)</li> <li>실험 결과 저장 수 과정 자동화</li> <li>실험실, 시험검사기관 관리</li> </ul>	<p><b>산업 : 24시간 안전한 식품 위생과 규제 가이드 "AI 식품 산업지원시스템"</b></p> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>통합민원 상담시스템</li> <li>식품 민원 신청 및 결과 확인</li> <li>225종 전자민원(심사, 보고, 신고, 증명서)</li> </ul> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>우리회사 안전관리시스템</li> <li>우리회사 관련 맞춤정보 확인</li> <li>수거, 검사, 처분, 위해정보</li> </ul> <p><b>AXX전망</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>통합실험실정보관리시스템 (민간검사기관)</li> <li>실험 의뢰 결과 입력 및 저장</li> <li>실험 기준, 및 결과 등록, 정적시 출력</li> </ul>
---	--

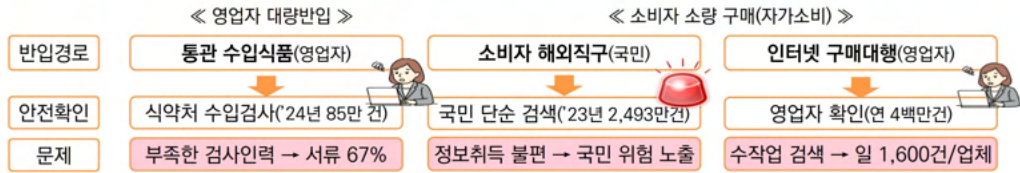
**AXX전망**

AI 구동이 가능한 신뢰형 인프라 구축

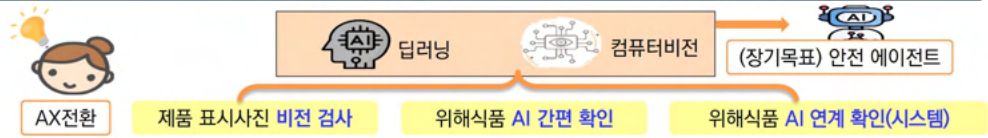
데이터	<ul style="list-style-type: none"> <li>원재료, 품목, 시험항목 내부 표준화</li> <li>식생활-규제 등 AI 학습데이터 구축</li> <li>기상 등 정부, 온라인 식품정보 수집</li> </ul>
인프라	<ul style="list-style-type: none"> <li>클라우드 네이티브(IaaS) 인프라</li> <li>정부 공동기반 AI 인프라 활용</li> <li>공용 SW(분석, 해킹, 보안, SSO 등)</li> </ul>

■ 수입식품 안전관리 AX 사업 추진 ('25~'26년 구축, 27억 원)

- 수입식품 영업자 또는 개인을 통한 수입식품의 제품 표시 사진을 자동 인식하거나 인터넷 탐색기 등을 통해 문제 제품과 성분을 간편 확인하는 AI 수입 안전 서비스 개발



AX 수입안전관리 행정 혁신으로 국민 식탁 안심 확보



■ 스마트 (어린이, 노인 등) 급식관리시스템 구축 (민간투자, '27~'28년 구축, 223억 원)

- 100인 미만 소규모 어린이집, 유치원 등 어린이 급식시설과 노인급식 사회복지시설 등에서 인공지능(AI), 사물인터넷(IoT) 등 최신 정보기술을 활용해 급식 위생과 영양을 지키는 급식관리시스템 구축



▣ 식중독 발생 원인 예측 시스템

- 식중독 발생 시 오염 식재료와 식품 등을 신속하게 확인하여 전파를 차단할 수 있도록 주요 인자 데이터 변수 확보 및 정제를 통한 **식중독 병원체, 식품 추정 AI 모델 개발**

\* 식중독 원인식품 규명 비율: ('21) 29.8% → ('22)18.6% → ('23)36.5% → ('24)37%



▣ 식육 이물 검사 시스템

- 소, 돼지고기 등 식육 사육·도축·가공 과정에서 제거되지 않거나 혼입된 **주삿바늘, 화농, 칼날** 등 작은 이물 등을 검출한계를 극복하여 찾아낼 수 있도록 **AI 비전 인식 이물 검출 알고리즘 개발 및 개방**







---

# AI 시대의 연구 윤리

김 용 환

차의과학대학교 AI헬스케어융합학과

---



CHA UNIVERSITY

# AI시대 연구윤리

발표일 | 2026.05.15.  
발표자 | 김용환 교수



PRESENTATION TITLE  
**'AI시대 연구 윤리'를 만나자!!!**  
INDEX

- 01 AI시대 만나기
- 02 AI시대 주요 윤리 이슈들
- 03 AI시대 연구윤리와 이슈들
- 04 식품영양과 AI 윤리

2026-05-11

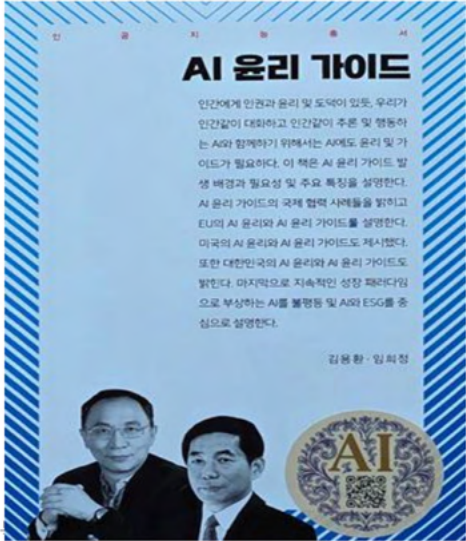
2026년 김용환교수 특강



3

2

**인공지능 시대의 새로운 도전에 필요한 자료를 만나자!!!**



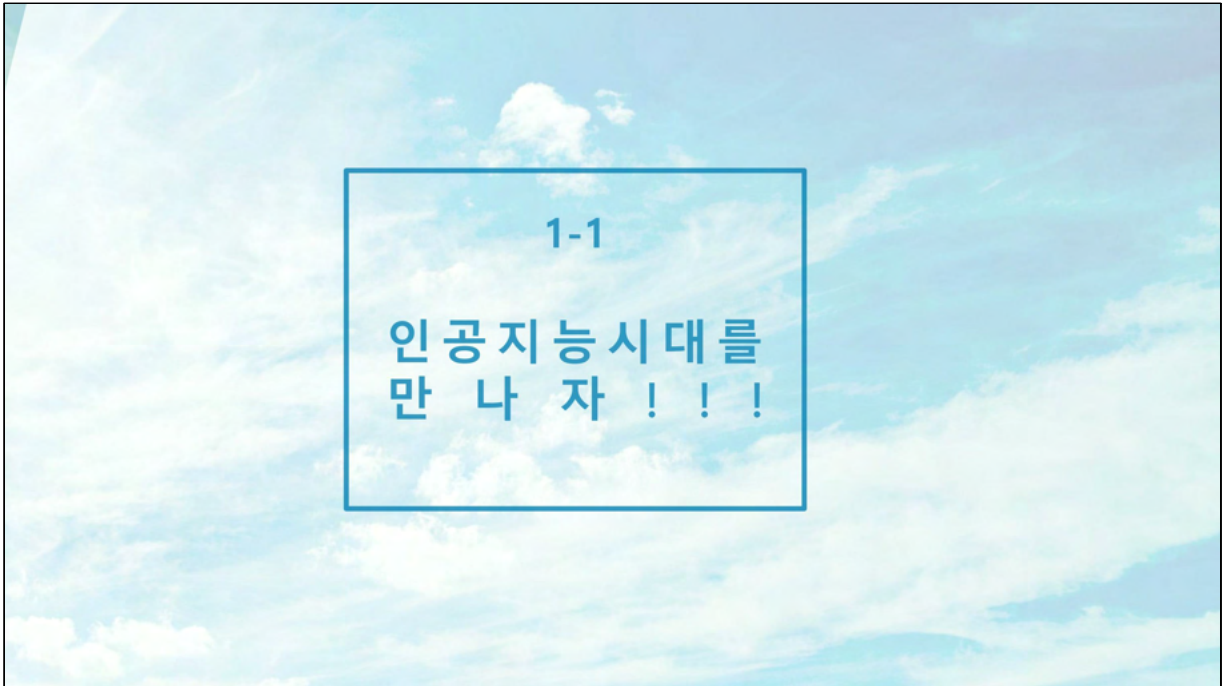
2026년 김용환교수



2026-05-11

2026년 김용환교수 특강

4



### 최근 10년 동안의 주요 변화

#### 사회 변화

AI 기술로 인해 생산성 및 편의성이 증대되고 있지만, 다양한 이슈들이 발현하며, 이에 대한 법, 윤리 논의 촉발

**미국 저작권청 (US Copyright Office)**



AI가 그린 그림에는 인간 저작의 요소가 포함돼 있지 않다. 스토브 테일러 법시는 시를 저작권자로 등록 요청했으나, 미국 저작권청에 거절

**EU, OECD 등 윤리 가이드라인 마련**



#### 경제 변화

AI 기술은 새로운 국가 경제 성장에 중대한 영향을 미치며 국가 경제 성장을 추동

**우리나라 AI 시장 전망 매출규모(십억원)**  
출처: 한국IDC '22

연도	2020	2021	2022	2023	2024	2025
매출	807.2	943.5	1121.2	1356.1	1619.1	1907.4

**산업용 로봇 노동비용 절감 효과**  
출처: BCG, OECD (%)

국가	한국	일본	캐나다	미국	독일	영국	호주	중국
효과 (%)	33	25	24	22	21	21	20	18

#### 산업 변화

모든 산업에 AI를 적용하는 것이 가속화되고 있으며, 빠르게 변화하지 않으면 시장에서 도태되어 산업과 기업의 생존과 직결



**세계 AI 반도체 시장 지속 확대**  
출처: 가트너

연도	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
시장 규모 (단위: 달러)	140억	230억	343억	422억	514억	607억	711억

#### 글로벌 변화

기술 우위가 국제패권을 좌우하는 지정학 시대가 도래하고, AI 분야에서 글로벌 리더십 확보를 위해 각국은 소리 없는 전쟁 중

**미국**

- 국가 AI R&D 전략 계획 ('16, '19)
- AI 인니셔티브법 ('20)
- 국가 AI 리소스 지원 TF 운영 ('21~)

**중국**

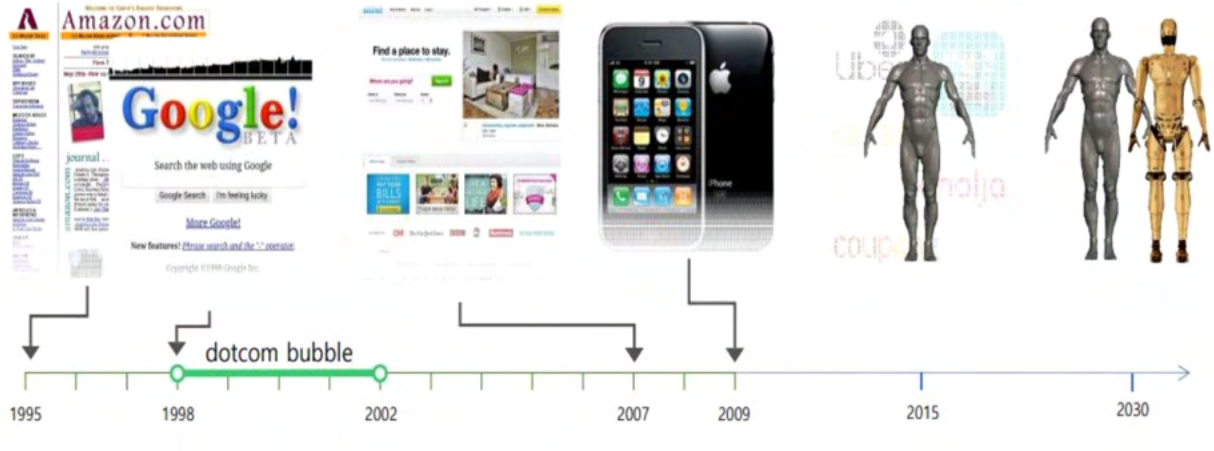
- 차세대 AI 발전계획 및 3개년 액션플랜 ('17)
- 14.5 규획발표('21): '35년까지 정거계획 / 인재 창출 가속화

**영국**

- 영국 AI 산업 검토 보고서 ('16)
- AI 섹터딜 ('18)
- AI 로드맵, AI 국가전략 ('21)

## 디지털 경제와 AI 경제 발전

Web & Cloud Economy      Shared Economy      App Economy      Platform Economy      AI Economy?



### ▶ 그림 1-1 인공지능의 역사적 발전 추이 PP. 2-29.



## < 인공지능(Artificial Intelligence)시대를 만나다 >

### AI (인공지능) 시대의 도래

#### ▶ 알파고

- 알파고 이세돌 9단을 물리치다. (2016. 3)
- 알파고, 세계 1위 중국의 커제 포함 중국대표 5인 단체전에서 전승 후 은퇴 (2017. 5)



구글 딥마인드와 미국 뉴욕대 컴퓨터과학과 공동 연구팀이 개발한 알파지오메트리의 개발 과정과 원리는 2024년 1월 18일 국제학술지 네이처에 발표, 무료로 공개 2026-05-11 2026년 5월 11일



**구글 딥마인드의 주요 인공지능**

- 알파고** 바둑 인공지능
- 알파제로** 바둑·체스·쇼기(일본의 장기) 등을 두는 인공지능, 알파고 범용 버전
- 알파스타** 게임 '스타크래프트'를 하는 인공지능
- 알파폴드** 단백질 구조 파악 인공지능
- 알파텐서** 새로운 수학 계산법을 탐구하는 인공지능
- 알파데브** 새로운 알고리즘 개발 인공지능
- 알파지오 메트리** 기하학 증명을 할 수 있는 인공지능 (수학 올림피아드 금메달 수준)

자료=구글딥마인드

## < 인공지능(Artificial Intelligence) >

### 알파고 등장에 따른 국가사회 변화 모습

#### 알파고

#### [국가 정책] 글로벌 주요국가들은 앞다투어 인공지능 정책 수립

이세돌-알파고 대국 이후 전 세계적으로 AI의 우수성을 인식하고, 국가 차원의 정책 수립을 위한 노력 지속

\* '17~'18년 한국, 미국, 중국, 일본, 독일 등 AI 기술력 확보를 위한 전략 발표



이후, 국가차원의 R&D 중심 AI 정책뿐만 아니라, AI를 통한 산업 전반의 혁신을 위한 주요국의 정책들이 지속적으로 발표

\* AI 국가전략(한국, '19), 국가 AI 전략(싱가포르, '19), 범캐나다 AI 전략 2기(캐나다, '21), 국가 AI 전략 업데이트(독일, '20), 국가 AI 전략(영국, '21) 등

#### [인식 변화] 인공지능에 대한 대국민 인지도 급격히 향상

우리 국민의 대부분은 인공지능에 대해 인지(99.3%)하고 있으며, 관심도 또한 높은(59.8%) 것으로 확인

인공지능의 신뢰성에 대해서는 대체로 '보통' 이상이지만, 부작용에 대한 우려를 동시에 하고 있는 것으로 분석

\* 생활, 생산성, 시장 영역에서 긍정적 평가가 높았으나, 프라이버시/양극화/일자리 영역에 대한 우려도 상존

인공지능 관심의 '인용' : 59.8%



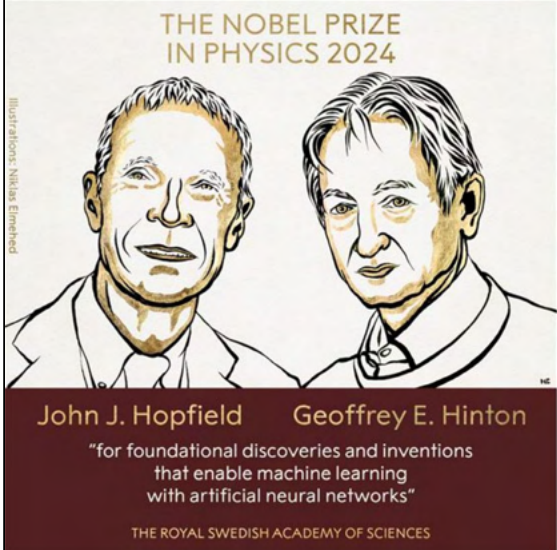
인공지능 기술 '신뢰' : 40.1%



자료 : 인공지능 대중화를 위한 대국민 인공지능 이용 인식조사 (4차산업혁명위, 2021)

2026-05-11
10
**R&D 영역에서 주목받고 있던 AI 기술이 알파고를 통해 전 세계적인 주목 등 AI 정책 수립의 도화선 역할**

## AI 시대로 발전 패러다임 변화: 2024년 노벨 물리학상과 화학상



**인공지능의 열풍 인식 과정**

인공지능의 열풍은 인공지능의 발전과 함께 시작되었다. 인공지능의 발전은 인공지능의 발전과 함께 시작되었다. 인공지능의 발전은 인공지능의 발전과 함께 시작되었다.

1950년: 인공지능의 초기 연구 시작

1956년: 인공지능의 초기 연구 시작

1959년: 인공지능의 초기 연구 시작

1969년: 인공지능의 초기 연구 시작

1980년: 인공지능의 초기 연구 시작

1990년: 인공지능의 초기 연구 시작

2000년: 인공지능의 초기 연구 시작

2010년: 인공지능의 초기 연구 시작

2016년: 인공지능의 초기 연구 시작

2018년: 인공지능의 초기 연구 시작

2020년: 인공지능의 초기 연구 시작

2022년: 인공지능의 초기 연구 시작

2023년: 인공지능의 초기 연구 시작

2024년: 인공지능의 초기 연구 시작

**인공신경망**

인공신경망은 인간의 뇌에서 영감을 받아 만들어진 것으로, 입력 데이터를 처리하고 출력 데이터를 생성하는 데 사용됩니다. 인공신경망은 인간의 뇌에서 영감을 받아 만들어진 것으로, 입력 데이터를 처리하고 출력 데이터를 생성하는 데 사용됩니다.

인공신경망의 구조는 다음과 같습니다.

입력층: 입력 데이터를 처리하는 층

숨겨진 층: 입력 데이터를 처리하는 층

출력층: 출력 데이터를 생성하는 층

인공신경망의 학습 과정은 다음과 같습니다.

1. 입력 데이터를 처리하는 층에 입력 데이터를 입력합니다.

2. 숨겨진 층에 입력 데이터를 처리합니다.

3. 출력층에 출력 데이터를 생성합니다.

4. 출력 데이터를 실제 출력 데이터와 비교하여 오차를 계산합니다.

5. 오차를 최소화하기 위해 학습 과정을 반복합니다.

## AI 시대로 발전 패러다임 변화: 2024년 노벨 물리학상과 화학상



**주요 빅테크들 과학기술 연구·투자**

**구글**

-단백질 분석 AI '알파폴드' 개발

-누적 투자액 1조9700억달러 중 14.7%가 생명공학 분야

**MS (마이크로소프트)**

-머신러닝·양자물리·분자생물학 전문가로 구성된 '과학을 위한 AI' 팀 조직

**메타**

-'찬 저커버그 이니셔티브' 재단 통해 AI 활용한 질병 연구 지원

**애플**

-'애플 워치'로 질병 연구 지원

스웨덴 왕립과학원 노벨위원회는 단백질 설계에 기여한 미국 생화학자 데이비드 베이커와 단백질 구조를 파악하는 인공지능(AI) 모델 '알파폴드'를 개발한 구글 AI 기업 딥마인드의 데미스 허사비스, 존 켈퍼를 올해 노벨화학상 공동 수상자로 선정했다. 노벨위원회 홈페이지

## < Artificial Intelligence 혁신 >

- 인공지능의 급진적 혁신과 테크놀로지 푸시
  - 인공지능 기술을 이용해 고도화된 기능을 지닌 제품과 서비스를 구현하고, 이를 통해 새로운 가치(value)를 창출하여, 사용자경험(UX, user experience)을 향상 시키는 과정
  - 기술지식을 가지고 사람들에게 큰 만족을 줄 만한 제품과 서비스를 만들어 낼 수 있는 통찰력이 AI혁신에서는 가장 중요한 요소임
- 혁신을 구현하는 방식은 그 출발점이 어디냐에 따라 테크놀로지 푸시(technology push)와 마켓 풀(market pull) 두 종류로 분류
  - **테크놀로지 푸시(technology push)**
    - AI 혁신은 전형적인 테크놀로지 푸시(technology push)방식으로 진행
    - 테크놀로지 푸시(technology push)는 기술의 월등한 기능을 실현해 제품을 개발하는 방식
  - **마켓 풀(market pull)**
    - 마켓 풀(market pull)은 시장에서 출발함
    - 마켓 풀(market pull)은 사람들의 니즈, 해결되지 않은 불편함을 포착해서 이를 해결해 줄 수 있는 제품을 만드는 방식

2026-05-11

2026년 김용환교수 특강

13

1-2

인공 지능 이란?

## < 인공지능(Artificial Intelligence) >

# 인공지능이란 무엇인가

### ▶ AI (Artificial Intelligence)

- 인공지능(AI)은 학습, 문제 해결, 패턴 인식 등과 같이 주로 인간 지능과 연결된 인지 문제를 해결하는 컴퓨터 프로그램이나 이를 포함한 컴퓨터 시스템을 일컫는다.

=> 인공지능 기술을 이용해 고도화된 기능을 지닌 제품과 서비스를 구현하고, 이를 통해 새로운 가치(value)를 창출하여, 사용자경험(UX, user experience)을 향상 시키는 과정

=> 인공지능의 3대 요소 : 컴퓨터 파워 + 빅데이터 + 알고리즘

2026-05-11

2026년 김용환교수 특강

15

## < 인공지능(Artificial Intelligence) >

인간을 알면 인공지능이 보인다!

# 인공지능 = 인간 처럼 생각하는 기계

<1950, Alan Turing>



8 ACADEMY AWARD<sup>®</sup> NOMINATIONS  
INCLUDING  
BEST PICTURE · BEST ACTOR  
BEST SUPPORTING ACTRESS · BEST DIRECTING

★★★★★  
- The Independent

"BENEDICT CUMBERBATCH IS OUTSTANDING"  
- Radio Times

BENEDICT CUMBERBATCH · KEIRA KNIGHTLEY  
THE IMITATION GAME

2026-05-11 NC16 SOME HOMOSEXUAL REFERENCES 2026년 김용환교수 특강 16

< 인공지능(Artificial Intelligence) 기술사업화 생태계 - pp.29-34. >

▶ 그림 1-6 인공지능 기술사업화 생태계



자료: www.vox.com

▶ 그림 1-36 AI 모델의 개념과 발전 사례 PP. 2-29.



**< 멀티모달 인공지능(Artificial Intelligence)  
: '초거대(Hyper scale) AI' - '언어→이미지 변환 기술' >**

**잇따라 등장하고 있는 언어-이미지 변환 AI 모델** 자료=각사·업계

<b>오픈AI 달리 (DALL·E·미국)</b>	달리1, 달리2를 통해 언어-이미지 변환 모델 최초 공개
<b>구글 이매젠(미국)</b>	사실적인 이미지 생성 능력
<b>메타 메이크어신 (미국)</b>	간단한 텍스트로 이미지의 특정 주요 부분을 세밀하게 구현
<b>LG 엑사원(한국)</b>	세계 최초 언어-이미지, 이미지-언어 양방향 가능 모델
<b>틱톡 시그린스크린 (중국)</b>	단순하고 추상적 이미지 생성해 틱톡 영상 배경으로 사용
<b>미드저니(미국)</b>	채팅 앱 디스코드 기반으로 회화적인 이미지 생성에 특화

**< 멀티모달 인공지능(Artificial Intelligence)  
: '초거대(Hyper scale) AI' - '언어→이미지 변환 기술' >**



구글이 개발한 '이매젠(Imagen)' 모델로 작업한 이미지 예시 (출처 : 구글)