

박사학위논문

디지털 트윈 모델을 적용한 스마트
축사의 인공지능 시뮬레이션
시스템에 관한 연구

2023년

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합건설팅학과

스마트융합제품전공

김 철 림

박 사 학 위 논 문
지도교수 김승천

디지털 트윈 모델을 적용한 스마트
축사의 인공지능 시뮬레이션
시스템에 관한 연구

A Study on the Artificial Intelligence Simulation
System of Smart Barns Applying Digital Twin
Model

2022년 12월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합건설팅학과

스마트융합제품전공

김 철 림

박 사 학 위 논 문
지도교수 김승천

디지털 트윈 모델을 적용한 스마트
축사의 인공지능 시뮬레이션
시스템에 관한 연구

A Study on the Artificial Intelligence Simulation
System of Smart Barns Applying Digital Twin
Model

위 논문을 공학 박사학위 논문으로 제출함

2022년 12월 일

한 성 대 학 교 대 학 원

스마트융합컨설팅학과

스마트융합제품전공

김 철 림

김철림의 공학 박사학위 논문을 인준함

2022년 12월 일

심사위원장 노 광 현 (인)

심 사 위 원 홍 정 완 (인)

심 사 위 원 임 진 호 (인)

심 사 위 원 임 황 용 (인)

심 사 위 원 김 승 천 (인)

국 문 초 록

디지털 트윈 모델을 적용한 스마트 축사의 인공지능 시뮬레이션 시스템에 관한 연구

한 성 대 학 교 대 학 원
스 마 트 융 합 컨 설 텅 학 과
스 마 트 융 합 제 품 전 공
김 철 립

최근 우리나라 축산업은 글로벌 경제 환경에서의 경쟁력 저하, 밀집사육, 악취, 축산인 고령화, 재난형 질병 반목, 식품안전, 동물 복지 등의 문제에 직면하고 있다. 이러한 산업 환경에서 축산업의 지속가능한 성장을 위해서는 4차 산업혁명 기술과 축산업의 융합이 필요하다. 따라서, 생산성 향상을 위해 축사 환경 및 사육관리, 안전한 축산물 생산, 동물 복지 등에 데이터를 기반으로 한 기술이 축산업에 도입되고 있다. 또한, 정부는 정책적으로 축산물의 생산성 향상 및 축산 환경을 개선하기 위해 ICT기반의 축사시설 현대화를 통한 스마트 축사 보급 사업을 2017년부터 진행하고 있다. 그러나 현재 스마트 축사는 모니터링과 제어의 연계성, 다양성, 통합성 등에서 한계가 있다. 그러므로 다양한 모니터링과 제어의 연계 및 통합을 하기 위해 지능화된

알고리즘 및 원격 제어로 축산의 모든 과정을 지능적으로 시스템화하기 위해서는 사물인터넷, 빅데이터, 인공지능, 클라우드 컴퓨팅, 모바일 등 지능정보 기술을 기반으로 한 스마트 축산 시스템 개발이 필요하다.

본 연구는 기존 축사 관리에 디지털트윈과 인공지능 기술을 적용하는 연구를 진행하였다. 선행 연구 부분에서는 스마트 팜, 스마트축사, 디지털트윈, 인공지능 등 배경 기술에 대해서 살펴본 후, 지능정보기술 기반 및 디지털 트윈의 스마트 축사 관련 국내외 선행 연구를 살펴보았다. 그리고, 본론에서는 기존 디지털 트윈 모델에 대해서 연구한 후, 인공지능 기반 스마트 축사를 위한 디지털 트윈 모델을 제안하였다.

이어서, 인공지능 기반 스마트 축사 디지털 트윈 모델의 유효성을 검증하기 위하여 스마트 축사에서 수집된 데이터를 가지고 발정 발생시 이를 탐지하는 시나리오에 따라 발정과 연관 깊은 각각의 데이터에 적합한 인공지능 모델을 구현하고 테스트 하였다. 발정 탐지는 한우 및 젃소 등 대동물 사육시 생산성 향상에 크게 영향을 미치는 사육 활동이기 때문에 발정 탐지를 대표적인 시나리오로 선정하게 되었다. 발정 탐지와 관련된 데이터는 한우와 젃소의 행동 영상과 발성음 데이터다. 따라서, 한우 축사와 젃소 축사에서 CCTV, 녹음기 등을 통해서 수집되는 영상과 소리 데이터를 가지고 가공하여 인공지능 모델의 학습과 검증에 적용하였다. 한국지능정보사회진흥원에서 제공하는 강원도, 경기도, 충청도, 경상동, 전라도 등 지역의 한우 및 젃소 농장에서 수집된 이미지, 음성 데이터를 사용하였다. 데이터는 데이터 수집, 정제, 가공, 라벨링 및 비식별화 처리를 통하여 구축되었다.

한우와 젃소의 발정 탐지를 위한 인공지능 모델은 각각 가축의 특성에 따라 다른 모델을 적용하였다. 한우의 경우 다중 객체 탐지 및 인식기법을 적용하였다. 동물의 상태 이미지 학습을 위한 인공지능학습으로, 객체를 분류할 수 있는 CNN, 객체를 검출할 수 있는 Faster R-CNN, YOLO, 객체를 분할하여 마스킹 하는 Mask R-CNN을 선택하였다. 젃소의 경우, 객체 검출에 DetectoRS 모델을 사용하였고, 키 포인트 검출 학습에 HRNet 모델, 행동인식 학습에 PoseC3D 모델, 음성 분류 학습에 CNN 등을 사용하였다.

테스트는 한우 및 젃소 모두 이미지 및 발성음 데이터 쌍을 가지고 하였

다. 이미지 또는 발성음 데이터를 가지고 인공지능 학습을 진행하였을 때 보다 두 가지를 모두 가지고 학습 하였을 때 더 높은 성능 결과를 얻을 수 있었다. 한우 테스트에서는 평균적으로 정확도 4.4%와 F1 Score 3.1%, 젓소 테스트에서는 정확도 35.2%, F1 Score 21.6% 등이 더 향상되었다. 따라서 한 가지 데이터로 인공지능 모델링을 하였을 때보다 다양한 데이터를 활용하였을 때 시나리오에서 획득하고자 하는 목적에 더 부합하다는 사실을 검증할 수 있었다.

본 연구는 인공지능 기반의 스마트축사 디지털 트윈 시스템 개발에 활용할 수 있으며, 많은 시나리오별 인공지능 모델링에도 활용할 수 있다. 나아가 스마트 축사 구현을 위한 멀티 모달 인공지능 개발에도 활용될 수 있기를 기대한다.

【주제어】 스마트 팜, 스마트축사, 스마트축사 플랫폼, 디지털트윈, 인공지능

목 차

제 1 장 서 론	1
제 1 절 연구의 배경 및 필요성	1
제 2 절 연구의 목적 및 방법	6
1) 연구의 목적	6
2) 연구의 방법	7
제 2 장 이론적 배경과 선행 연구	8
제 1 절 스마트 축사의 연구	8
1) 스마트 팜의 정의	8
2) 스마트 축사의 개요	11
3) 동물 복지형 스마트 축산	14
4) 축산 분야의 핵심 이슈	16
5) 스마트 축산 기술 동향	18
6) 스마트 팜 표준 및 향후방향	20
7) 인공지능 기반 환경인지 생산기술	22
8) 스마트 축사 데이터의 활용	23
9) 한국형 스마트 축산 기술 개발	24
제 2 절 디지털 트윈의 연구	26
1) 디지털 트윈 개념 및 기술	26
2) 디지털 트윈 관련 기술 및 서비스 동향	29
3) 축산을 위한 디지털 트윈 기술 및 적용	32
제 3 절 스마트 축사 관련 인공지능의 연구	41
1) 인공지능과 머신러닝	41
2) 딥러닝	52

제 3 장	스마트 축사 디지털트윈 모델 및 인공지능 모델 설계	65
제 1 절	스마트 축사 디지털 트윈 모델	65
1)	제어 모델	65
제 2 절	축사 데이터를 활용한 인공지능 모델 설계	74
1)	스마트 축사 인공지능 시뮬레이션 시스템	74
2)	스마트 축사 복합 데이터의 순차적 인공지능 모델 학습	75
3)	스마트 축사 데이터의 관리 및 전처리	75
4)	한우 스마트 축사를 위한 인공지능 모델	89
5)	인공지능 모델 선정 및 적용	95
제 4 장	가축의 생육 데이터를 활용한 인공지능 모델 의 구현	99
제 1 절	한우 스마트 축사 인공지능 학습 모델의 구현 및 테스트	99
1)	데이터 수집, 정제, 가공	99
2)	데이터 학습	102
3)	실험 결과	105
제 2 절	젖소 스마트 축사 인공지능 학습 모델의 구현 및 테스트	109
1)	데이터 수집, 정제, 가공	109
2)	데이터 학습	110
3)	실험 결과	114
제 3 절	연구의 성과	117
제 5 장	결 론	118
참 고 문 헌		121
ABSTRACT		126

표 목 차

[표 2-1] 농업과 ICT 융복합의 주요 유형 및 사례	10
[표 2-2] 스마트 축사의 구성	12
[표 2-3] 스마트 축사 장비의 종류	13
[표 2-4] 친환경 축산물 인증요건	15
[표 2-5] 머신러닝과 딥러닝의 차이	52
[표 3-1] 데이터 정보 요약	76
[표 3-2] 데이터 포맷	77
[표 3-3] 시나리오별 데이터 분포	78
[표 3-4] 데이터 포맷	79
[표 3-5] 라벨링 데이터의 구성 일부	79
[표 3-6] 이미지 라벨링 및 어노테이션 구조	81
[표 3-7] 이미지 정보에 따른 객체 구성	82
[표 3-8] 음성 데이터	82
[표 3-9] 원시 데이터의 구성	83
[표 3-10] 한우 데이터 수집 시나리오	85
[표 3-11] 개체 활동 영상 데이터의 특성	86
[표 3-12] 저작도구의 기능모듈	87
[표 3-13] 바운딩 박스 XML 데이터 구조	87
[표 3-14] 스마트축사 주요 구성요소	89
[표 3-15] 객체인식을 위한 인공지능 모델 성능 비교(Box AP)	91
[표 3-16] 객체인식을 위한 인공지능 모델 성능 비교(AP75)	91
[표 3-17] 활용 인공지능 모델	91
[표 3-18] R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN 비교	93
[표 3-19] 라벨링 작업시 영상/이미지 행동 분류 방법	96
[표 4-1] Annotation Data	101
[표 4-2] BBOX를 위한 평가 결과	103
[표 4-3] 카테고리별 BBOX의 AP	104

[표 4-4] 관찰 그룹별 발성음의 음성 특성	105
---------------------------------	-----

그 림 목 차

[그림 1-1] ICT를 활용한 축산업 경쟁력 제고	1
[그림 1-2] 연도별 농가인구 규모 및 감소율 추이	2
[그림 1-3] 스마트 축사 구성도	4
[그림 2-1] 스마트 온실 구성도	9
[그림 2-2] 표준화 추진체계	20
[그림 2-3] 3차원 디지털 트윈의 개념	26
[그림 2-4] 기존 알고리즘과 인공지능 접근법의 차이	41
[그림 2-5] 머신러닝 구분	43
[그림 2-6] 선형 회귀 모델	44
[그림 2-7] 제품 구매 여부에 대한 의사결정 나무	45
[그림 2-8] SVM(Support Vector Machine)	46
[그림 2-9] k-NN(k-Nearest Neighbors)	47
[그림 2-10] 앙상블 모형의 기본 과정	48
[그림 2-11] 군집화의 원리와 군집 개수에 따른 결과	49
[그림 2-12] 차원의 저주	49
[그림 2-13] Confusion Matrix	51
[그림 2-14] 퍼셉트론 구조	54
[그림 2-15] 다층 퍼셉트론 구조	55
[그림 2-16] 미니 배치	56
[그림 2-17] 활성화함수	57
[그림 2-18] Dropout	58
[그림 2-19] CNN구조	60
[그림 2-20] Convolution	60
[그림 2-21] Max Pooling	61
[그림 2-22] RNN의 기본 구조	62
[그림 2-23] LSTM 기본 구조	63
[그림 3-1] 기본 제어 모델	66

[그림 3-2] 디지털 트윈 기반 제어 개념 모델	67
[그림 3-3] 디지털 트윈 통합 제어 모델	69
[그림 3-4] IoT와 인공지능 적용 디지털 트윈 구현 모델	70
[그림 3-5] 한우 축사 ICT개념도	71
[그림 3-6] 한우 스마트 축사에 적용한 디지털 트윈 구현 모델	72
[그림 3-7] 스마트 축사 인공지능 시뮬레이션 시스템	74
[그림 3-8] 시뮬레이션 시스템의 시뮬레이션부	75
[그림 3-9] 순차적 인공지능 모델 학습	75
[그림 3-10] 데이터 구축 절차	83
[그림 3-11] 데이터의 획득 과정	84
[그림 3-12] Mask R-CNN 아키텍처	93
[그림 3-13] YOLO 모델의 Grid cells 표현	94
[그림 3-14] YOLO 모델의 B개 boundary boxes 예측	95
[그림 4-1] 가공된 이미지	100
[그림 4-2] 가공된 음성 데이터	101
[그림 4-3] 폴리곤 작업 결과물	102
[그림 4-4] Mask R-CNN 모델	103
[그림 4-5] CNN의 동작	104
[그림 4-6] 1차 테스트 결과 성능 평가	106
[그림 4-7] 2차 테스트 결과 성능 평가	106
[그림 4-8] 3차 테스트 결과 성능 평가	107
[그림 4-9] 테스트 결과 성능 평가	108
[그림 4-10] FPN, RFP	110
[그림 4-11] HRNet 아키텍처	111
[그림 4-12] PoseC3D	112
[그림 4-13] CNN을 사용한 음성 분류	112
[그림 4-14] 바운딩 박스, 키 포인트 탐지 및 행동 인식 결과물	113
[그림 4-15] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 1	115
[그림 4-16] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 2	115

[그림 4-17] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 3	116
[그림 4-18] 복수 데이터 활용에 따른 성능 개선	116

제 1 장 서 론

제 1 절 연구의 배경 및 필요성

최근 세계적으로 큰 변화를 살펴 보면, 글로벌 경제체제, 기후변화와 환경 문제, 인구구조 변화와 고령화, 에너지 및 식량 위기, 4차산업혁명 등 큰 변화를 맞이하고 있는데, 이러한 변화 속에 우리나라 축산업의 핵심이슈로는 글로벌 경쟁력 저하, 밀집사육, 약취문제, 축산인 고령화, 재난형 질병의 반복, 식품안전, 동물 복지 등이 있다. 이러한 흐름 속에서 축산업의 경쟁력은 ICT의 활용에 달려 있다. ICT의 활용을 통해 지속가능한 친환경 동물 복지형 축산, ICT기반의 가축전염병 관리 시스템, Data기반의 지능형 축산, 에너지 절약형 축산, 자본 및 기술 집약형 축산으로 구조가 변하고 있다. [그림 1-1]는 최근 세계적인 트렌드에 따른 축산업의 핵심이슈와 이에 대한 대응을 나타낸다.



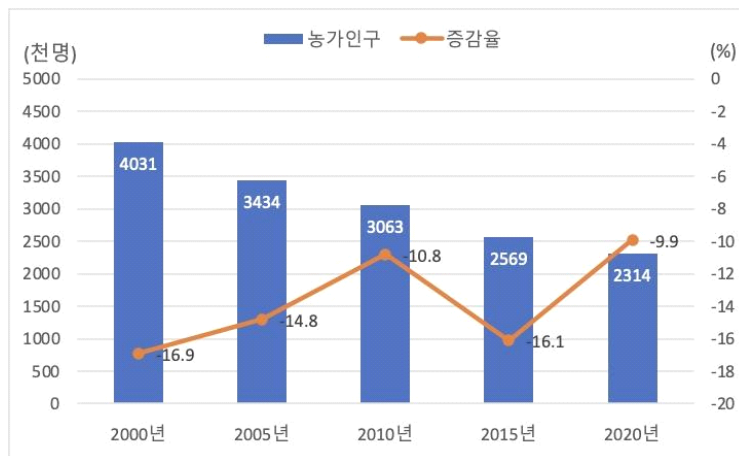
[그림 1-1] ICT를 활용한 축산업 경쟁력 제고

2019년부터 시작된 코로나19 사태의 장기화와 우크라이나 전쟁의 장기화 등으로 국가간 이동 및 물류 제한으로 수출입에 의존하던 식량자원에 대한

대책이 화두가 되고 있다. 이로 인해 안정적인 식량자급률이 국가 경쟁력이 될 수 있는 지표가 되었고 농업부문의 중요성이 높아지고 있다.

하지만, 우리나라 농촌은 FTA 체결로 인한 시장 개방, 농촌 인구의 감소와 고령화를 인한 인력 부족, 불규칙한 생산성 등 여러 문제에 직면하고 있다. 국가에서는 “자유무역협정 체결에 따른 농어업인 등의 지원에 관한 특별법”에 따라 농어업인 지원을 하고 있으며, 농촌인력의 고령화 등 문제가 지속되는 상황에서 청년들의 농촌진출을 돕기 위해 국가가 귀농교육과 다양한 지원사업을 실시하고는 있으나 실제로 농촌에 정착하는 귀농자의 비율은 현저히 낮다.

통계청이 발표한 '2020년 농림어업 총조사' 결과에 따르면 2020년은 231만4천명으로 2000년을 기점으로 지속적으로 감소하고 있는 것으로 확인되었다. 2020년 기준 농촌 경영주 인구 연령대는 60세 이상 인구 비중이 73.3%였고, 40세 이하 인구는 7.2%에 불과했다. 이는 현재 농업 인구가 지속적으로 감소되고 있고, 농촌 인구 고령화가 진행되고 있다는 사실을 보여 주고 있다. [그림 1-2]은 최근 20년간 연도별 농가인구 규모 및 감소율 추이를 나타낸다.¹⁾



[그림 1-2] 연도별 농가인구 규모 및 감소율 추이

1) 통계청. (2020). 『2020년 농림어업 총조사』, 59-62.

농업의 활성화를 위해서는 농촌사회의 최신기술 도입과 청년인구 유입이 필수적이라고 할 수 있다. 이에 정부도 농림축산식품부 예산 비중을 늘리고 있다. 그러나 전체 예산에서 차지하는 비중을 보면 2021년 기준 농림축산식품부의 예산은 2.92%로 여전히 다른 기관에 비해 낮은 수준이다.

국내 축산업은 여기에 더해 우크라이나 전쟁으로 인한 사료 및 에너지 비용의 폭등으로 생산비 증가, 선진사회 진입에 따른 고품질의 축산물에 대한 수요 증대 및 안정성 문제 등으로 인하여 많은 어려움을 겪고 있으며, 구제역, 조류독감(ai), 돼지열병 등의 가축 질병 발생으로 인해 심각한 피해를 입는 등 이중고를 겪고 있다. 이러한 상황에서 국내 축산 농가들은 전업화, 기업화 및 대규모화로 변화하고 있는데, 이러한 변화는 밀집 사육, 악취 및 환경 오염, 가축 질병의 높은 발생 가능성 및 확산 속도 등과 같은 문제를 또한 야기하고 있다.²⁾

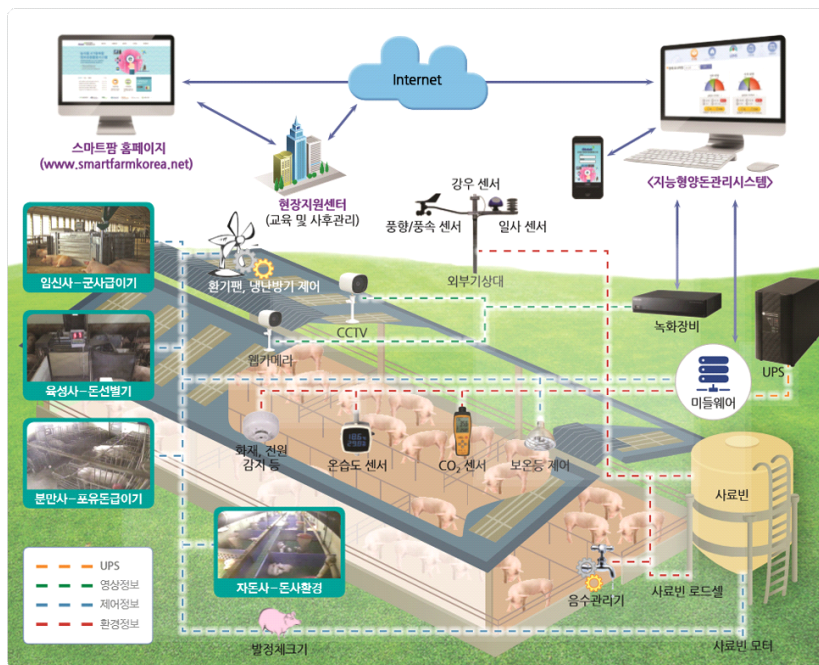
2019년 아프리카돼지열병(ASF : African Swine Fever)이 국내에 발생하여 총 89개 농가 13건이 발병하였고 총 145,546마리의 돼지가 살처분 되면서 해당 농가 뿐만 아니라 관련 업계에도 막대한 피해를 초래하였다. ASF는 야생멧돼지 및 사육돼지 모두 감염 및 급성형 감염시 치사율이 100%에 이르는 출혈성 돼지 전염병으로 현재 세계적으로 사용 가능한 백신이나 치료제가 없어 양돈산업에 막대한 피해를 주는 돼지 질병이다. ASF 발생으로 방역추진 과정에서 제기된 문제점은 국경 검역 관리 조치 및 농가의 차단방역이 미흡하였고, 질병발생 시 초기진단 대응에 미숙함이 드러났다. 또한, 역학조사의 한계, 매몰지 관리문제, 밀집사육 등 축산업의 구조적 문제점도 제기되었다.³⁾

최근에는 위와 같은 문제들을 극복하기 위해 생산성 극대화, 동물 복지, 안전한 가축생산을 위한 데이터 기반의 가축 환경 및 사육 관리를 위해 데이터 기반 기술이 가축 농장에 도입되고 있다. 정부는 2017년부터 축산분야 ICT(Information and Communications Technology) 융복합 확대사업, 축산 농가 현대화 사업 등 지원사업을 통해 스마트 축사의 농가 보급에 앞장서고 있다.⁴⁾

2) 한국농촌경제연구원. (2011). “축산업 선진화 방안 연구”. 연구보고서, C20124

3) 국회입법조사처. (2019). 『이슈와 논점』, 1621.

스마트 축사는 [그림 1-3]와 같이 PC나 모바일을 통해 온도, 습도 등 가축 환경을 모니터링하고 원격으로 사료 및 음용수 공급 시기와 양을 제어할 수 있는 농장이다. 기존보다 적은 노동력, 노동시간, 사료, 에너지로 축산물의 생산성과 품질을 향상시킬 수 있는 스마트 축사를 개발하기 위해 농업선진국을 중심으로 ICT 기술을 접목한 다양한 연구가 진행되고 있다.



[그림 1-3] 스마트 축사 구성도

스마트축사는 기존 축사의 자동화된 형태에서 축사 내외의 장비로부터 수집된 데이터를 기반으로 정밀한 제어 및 의사결정 지원이 가능한 지능형 형태로 발전하고 있으며, 지능정보기술과 축산기술을 융합하는 연구가 점차적으로 진행되고 있다.

국내 축사 내/외부 관리 시스템의 경우 축사 외부의 기상 관측소와 축사 내부의 온/습도 센서, CO₂ 센서, 조도 센서 등의 환경 센서를 이용하여 IoT 기반의 통합 관제를 수행하며, 축사 환기팬이 작동되고 창과 천장의 개폐를 자동화하는 시스템 구축에 대한 기술 개발 및 연구가 진행되고 있다.

4) 축산분야 ICT융복합 확산사업

<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M0102010401>

또한, 영상기술을 이용한 육종관리에 대한 연구가 계속되고 있는데, 자동 급이기, 자동모유수유기 등 농업용 로봇을 이용한 육종관리 기술은 농업선진국에 비해 연구 성과가 부족한 실정이다. 과거에는 육안, 적외선 센서, 보수계, 가속도 센서 등을 사용했지만 최근에는 기존 기술에 빅데이터와 인공지능 딥러닝 기술을 접목한 스마트 사육관리 시스템 개발에 대한 연구가 진행되고 있다. 국내에서도 2차원 영상분석을 통한 사물인식 기술과 3차원 영상을 통한 사물인식 기술, 체중증가 측정 등 생체평가 기술이 연구되고 있어 이를 고도화할 필요가 있다. 정확한 사육관리를 위한 사물인식 기술, 각 요소기술을 접목한 스마트 사육관리 시스템과 로봇의 개발이 필요하다고 판단된다.

이처럼 자동화 시스템, 영상기술을 이용한 육종관리, 스마트 사육 시스템 등 기존의 스마트축사 연구는 개별 축산 장비의 자동화, 스마트화, 지능화에 국한되어 있다.

제 2 절 연구의 목적 및 방법

1) 연구의 목적

우리나라 농업은 농촌사회의 인구 감소와 노령화로 노동력 부족 문제가 심각하다. 특히, 축산업은 가축 질병 문제, 사료비 증가, 높은 품질의 축산물에 대한 소비자의 욕구 증대 및 축산물의 안정성 문제, 악취 및 환경 오염 등 여러 문제들에 직면해 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해 그 대안으로 스마트 팜이 등장하여 많은 연구와 기술개발이 이루어지고 있지만, 축산의 경우 살아 움직이는 동물을 사육하기에 식물을 재배하는 시설원예에 비해 스마트 팜 구축이 쉽지 않고 기술의 고도화가 더디다. 기존의 스마트 축사 연구와 기술개발은 개별적인 장비의 자동화, 고도화, 지능화에 집중되어 있어 노동력 감소에는 효과적이지만, 종합적인 데이터를 바탕으로 한 생산량 예측 및 생산력 증대를 위해서는 적합하지 않다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 축사의 환경데이터와 생육데이터를 종합적으로 분석하여 생산량을 예측하고 ICT축산 장비를 자동으로 제어할 수 있는 “인공지능을 기반으로 한 스마트 축사 플랫폼”을 제안하고자 한다.

2) 연구의 방법

본 연구에서는 먼저, ICT 축산 장비가 도입된 스마트축사의 물리 환경에 대응하는 가상 환경의 디지털트윈의 개념 모델을 설계한다. 그리고 스마트축사의 ICT 축산장비를 통해 수집되는 데이터를 분석하는 인공지능 모델을 설계하고 구현한다. 한우 및 젖소 농장에서 수집된 환경정보, 사양관리정보, 생체정보, 영상, 음성 정보의 복합적인 데이터를 활용하여, 한우의 사양, 질병, 번식 연구에 활용하기 위한 인공지능 알고리즘 개발 모델을 구현한다. 스마트축사에서 사육되는 젖소의 사육단계(포유기, 이유기 등) 및 사양관리 상태(발정, 비유시기, BCS, 유량, 질병 및 사료관리 등)를 예방 및 관리하고, 축사를 유지하기 위한 경영관리 등을 분석하는 인공지능 분석 시스템을 설계하고 구현한다. 구현된 인공지능 분석 시스템의 성능을 측정하기 위하여 실제 운영되고 있는 한우 농장 및 젖소 농장에서 수집한 데이터를 통하여 인공지능 모델링 실험을 진행하고, 이를 통해 유의미한 제안임을 검증하고자 한다.

제 2 장 이론적 배경과 선행 연구

제 1 절 스마트 축사의 연구

1) 스마트 팜의 정의

스마트 팜이란, 언제 어디서나 농업환경을 관찰하고 인터넷에 연결된 컴퓨터나 스마트폰으로 시간과 장소의 제약 없이 원격으로 제어·관리함으로써 편의성과 생산성이 향상된 농장을 말한다.⁵⁾ 이와 같은 스마트 팜은 작물 생육 환경 정보와 환경정보에 대한 데이터를 기반으로 최적의 생육환경을 조성하여, 농산물의 생산성과 품질을 더 적은 비용으로 유지하는 것이라 이야기할 수 있다.

이와 같은 스마트 팜에 대한 정의를 국내에서는 스마트 온실, 스마트 과수원, 스마트 축사 3가지로 나누어 정의 하고 있다. 스마트 온실은 온실 (green house)에서 농작물의 생육환경을 자동으로 제어하는 시스템, 스마트 과수원은 기상상황 등을 자동으로 모니터링 하고 원격으로 관수, 병해충을 관리하는 시스템, 스마트 축사는 축사의 환경을 자동으로 모니터링 하고 사료 및 물 공급시기와 급식량을 원격으로 자동 제어하는 시스템으로 이야기 하고 있다.⁶⁾

(1) 협의의 스마트 팜

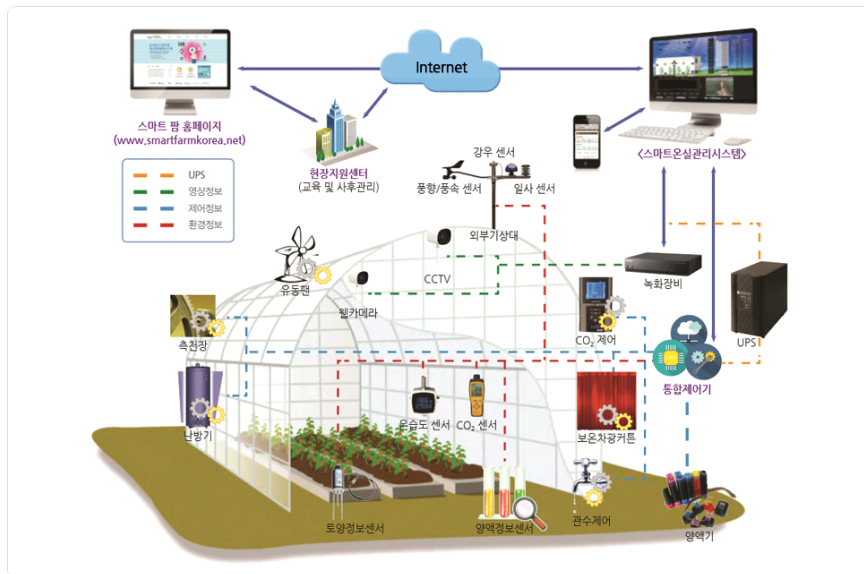
스마트 팜을 좁은 개념으로 한정하면 정보통신기술(ICT: Information and Communications Technologies)을 비닐하우스·축사·과수원 등에 접목하여 원격·자동으로 작물과 가축의 생육환경을 적정하게 유지·관리할 수 있는 농장을

5) Sjaak Wolfert, Lan Ge, Cor Verdouw, Marc-Jeroen Bogaardt. (2017). Big Data in Smart Farming - A review, *Agricultural Systems*, 153, 69-80.

6) "스마트 팜 안내", 농림수산물교육문화정보원, 스마트 팜코리아,
<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010102>

의미한다. 스마트 팜은 작물 생육정보와 환경정보 등에 대한 정확한 데이터를 기반으로 언제 어디서나 작물, 가축의 생육환경을 점검하고, 적기 처방을 함으로써 노동력·에너지·양분 등을 종전보다 덜 투입하고도 농산물의 생산성과 품질 제고 가능한 농업을 말한다.

스마트 팜 운영원리는 첫째, 생육환경 유지·관리 SW로 온실·축사의 온습도, CO2 수준 등 생육조건을 설정, 둘째, 온습도, 일사량, CO2, 생육환경 등을 자동으로 수집해 환경정보를 모니터링, 셋째, 자동·원격으로 냉·난방기 구동, 창문개폐, CO2, 영양분·사료 공급 등 환경을 관리하는 것이다.⁷⁾ [그림 2-1]에서는 온실 내외부에 설치된 강우센서, 풍향/풍속센서, 토양정보센서, 양약정보센서 등 각종 센서들을 통해 환경데이터를 측정하고 이와 연결된 통합제어기에서 관수제어, CO2제어, 양약제어를 하는 등 스마트 온실의 구성과 운영원리를 보여준다.



[그림 2-1] 스마트 온실 구성도

ICT를 접목한 스마트 팜이 보편적으로 확산되면 노동·에너지 등 투입 요소의 최적 사용을 통해 우리 농업의 경쟁력을 한층 높이고, 미래 성장 산업으로 견인이 가능하다. 단순한 노동력 절감 차원을 넘어서 농작업의 시간적·공

7) 김연중, 박지연, 박영구. (2016). “스마트 팜 실태 및 성공요인 분석”. 『한국농촌경제연구원 기타연구보고서』, 25.

간적 구속으로부터 자유로워져 여유 시간도 늘고, 삶의 질도 개선되어 우수 신규인력의 농촌 유입 가능성도 증가할 것으로 예상된다.⁸⁾

나) 광의의 스마트 팜

농업과 ICT의 융합은 생산 분야 이외에 유통·소비 및 농촌생활에 이르기 까지 현장의 혁신을 꾀할 수 있도록 다양한 형태로 적용될 수 있으며, 이를 광의의 스마트 팜이라 할 수 있다.

[표 2-1] 농업과 ICT 융복합의 주요 유형 및 사례

구분		추진내용 ⁹⁾
생산	시설원예 환경제어	• 센싱기반 시설물 제어 및 성장환경 관리 - 환경센서 : 온·습도, CO2, pH, LED - 시설센서 : 정전센서, 창문, 차양, 환풍기 등 ¹⁰⁾
	지능형 축사관리	• 센싱기반 축사환경 제어 및 사양·질병관리 - 환경 및 시설센서 : 온·습도, 암모니아, CCTV 등 - Web 기반 cloud 서비스
유통	산지유통센터 ERP	• 유통센터 경영 및 생산·가공·유통 관리 - POS-Mall 및 가상스토어를 통한 농산물 전자거래 - ERP(입고-선별-가공-포장-저장-출하) - SCM(수발주), POS, NFC 등
소비	식재료 안심유통	• 학교급식 등 식재료 안전·안심 정보 모니터링 • 생산/가공/유통 이력·인증정보 제공 - RFID기반 이력추적관리(Farm 2 Table)
농촌	u-농촌관광	• 농촌관광(체험정보, 주말농장, 문화, 축제 등) - GIS/GPS기반 위치정보 서비스 - 문화재, 관광지 등 화재센서 서비스

8) 스마트 팜코리아. 스마트 팜 정의.

<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010102>

9) 김연중, 박지연, 박영구. 전개논문, p.25.

생산·유통·소비 등 농식품의 가치사슬(value-chain)에 ICT를 융복합하여 생산의 정밀화, 유통의 지능화, 경영의 선진화 등 상품, 서비스, 공정 혁신 및 새로운 가치를 창출하는 것을 의미한다.¹¹⁾

[표 2-1]의 농업과 ICT 융복합의 주요 유형 및 사례에서 확인해 볼 수 있는 것처럼 생산, 유통, 소비, 농촌 등 거의 농업 전 분야에서 시설원예 환경제어, 지능형 축사관리, 산지유통센터 ERP, 식재료 안심유통, u-농촌관광 등의 유형으로 농업과 ICT가 융복합된 사례를 많이 찾아 볼 수 있다. 사물인터넷(IoT: Internet of Things)·기계화에 기반한 농업생산, POS-Mall을 통한 전자상거래 등 유통, RFID(Radio Frequency IDentification)에 기반한 농산물 이력추적관리까지 등 다양한 분야에서 이용할 수 있으며, 국가동물방역통합시스템(www.kahis.go.kr)을 통해 질병 발생지역을 중심으로 신속히 방역대를 설정하고 취약농가 소독, 이동제한 등 효율적 방역 실시가 가능하다. 또한, 스마트 팜 맵(농경지 전자지도) 기반으로 주요 수급품목에 원격탐사를 통해 재배면적, 생육현황 및 생산량 예측 등 정밀한 작황 추정이 가능하며, 기존 농기계에 ICT 전자부품을 접목하면 정밀농업, 스마트 농업 실현 가능하다.¹²⁾

2) 스마트 축사의 개요¹³⁾

스마트 축사란 각종 환경 센서를 이용해 축사 내외부의 환경을 모니터링 하고, 제어가 가능한 환경관리 정보통신기술(ICT: Information and Communications Technologies) 장비를 갖춘 축사로써 CCTV 등 영상정보, 온습도, CO2 등과 같은 센싱 정보와 연동된 환경관리기를 동작시키고 센싱된 데이터를 기반으로 언제 어디서나 가축의 생육환경을 점검하며 적기 처방을 함으로써 노동력, 에너지, 사료 등을 종전보다 덜 투입하고도 축산물의 생산성과 품질 향상시키는 축산 농가를 의미한다.

11) 김연중, 박지연, 박영구. 전개논문, p.25.

12) 한국농촌경제연구원. (2016). 『스마트 팜 운영실태 분석 및 발전방향 연구』.

13) 스마트 축사 안내, 스마트 팜코리아,
<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010201>

다음은 스마트 축사를 구성하는 장비들이 어떤 것들이 있는지 대표적인 장비를 중심으로 알아본다.

가) 스마트 축사의 구성

스마트 축사는 [표 2-2]에서와 같이 크게 환경정보 관리장치, 사료단계별 급이기, 제어 관리시스템, 정보관리 장비 등으로 구성된다.¹⁴⁾ 환경정보 관리장치는 축사 외부 또는 내부에 설치되어 온도, 습도, 풍향, 풍속, 암모니아 등을 측정한다. 사료단계별급이기는 가축에게 사료를 공급(급이)하는 장치로, 사료 자동 급이기, 송아지포유기 등이 있다. 제어관리시스템은 음수관리기, 사료빈 관리기, 송풍기 등 축사 내 시설을 제어하는 장치로 환경정보 수집 장치들로부터 수집되는 정보와 설정에 의해서 자동 제어될 수 있다. 정보관리장비로는 카메라, 녹화 장비, 네트워크 장비 등 축사 내·외부를 모니터링 하는데 사용되는 장비와 다양한 축사 장비와 연결되어 제어하는 복합제어기 등이 있다.

[표 2-2] 스마트 축사의 구성

환경정보 수집장치 ¹⁵⁾	외부환경 관리장비	온도, 습도, 풍향, 풍속 등
	내부환경 관리장비	온도, 습도, 암모니아 등
사료 단계별 급이기		사료 자동 급이기, 송아지포유기 등
제어관리시스템		음수관리기, 사료빈 관리기, 송풍기 등
정보관리 장비		카메라, 녹화장비, 네트워크, 복합제어기 등

나) 스마트 축사 장비

14) 한국농촌경제연구원. 전계논문, p.51.

15) 한국농촌경제연구원. 전계논문, p.51.

스마트 축사 장비는 [표 2-3]과 같이 측정기, 구동기, 정보관리기 등으로 나눌 수 있다. 측정기에는 온습도 센서, 유해가스 센서, 풍향풍속 센서, 정전 누전 센서 등이 있다. 온도 및 습도 센서는 농장 축사 내부 및 외부에 설치하여 측정된 값에 따라 제어관리기에 연결되어 환풍기를 제어하거나 냉방기, 난방기 등을 구동시켜 가축이 생육하는데 적절한 온도를 관리한다. 축사 내부의 스마트 축사 제어관리기는 이산화탄소, 암모니아 등 유해가스를 측정하는 CO2 및 암모니아 센서로부터 측정된 값에 따라 유해가스 농도가 높으면 환풍기를 제어하여 농장 내부의 공기를 순환시켜 농장 및 가축의 성장환경을 개선한다. 풍향 및 풍속 센서는 농장 축사 외부에 설치하며 측정된 값을 제어관리기에 전달한다. 풍속이 높아 강풍이 예상되면 시설물 점검을 통해 강풍에 대비하는 조치를 취할 수 있다. 정전 감지기는 정전 발생시 무정전 전원 공급장치(UPS: Un-interrupted Power System)를 통해 비상배터리의 비상 전원을 공급하고 스마트폰 앱, 문자, 이메일 등으로 농장 관리자에게 통보한다. 농장 관리자가 농장 외부에 있어도 농장의 정전 상황을 즉시 인지하여 빠르게 대응하도록 함으로서 정전으로 인한 냉방, 난방, 환기 중지로 집단 폐사하거나, 질병 발생 등의 사고를 사전에 예방할 수 있다. 또한, 누전 감지기는 전기 합선, 전기 누전 및 스파크 발생시 농장 관리자에게 통보하여 이로 인한 화재에 대응할 수 있게 한다.

[표 2-3] 스마트 축사 장비의 종류

부문	장비
센서(측정기)	온도, 습도, CO2, 암모니아, 풍향, 풍속, 정전, 누전 등 센서
기자재(구동기)	송아지포유기, 사료 자동 급이기, TMR배합기, 사료배합기, 음수관리기, 로봇착유기, 발정탐지기, 환기시스템 등
정보관리기	CCTV, NVR, 모니터 등

스마트 축사 구동기로는 송아지포유기, 사료 자동 급이기, TMR배합기, 사료배합기, 음수관리기, 로봇착유기, 발정탐지기, 환기시스템 등이 있다. 송아지보유기는 송아지 우사에 설치되며, 송아지에게 모유를 대체할 대용유 급이를 한다. 편안한 환경에서 포유함으로써 송아지 개체의 스트레스 감소 및 송아지 일령에 따른 정확한 급이량 조절을 통해 송아지 건강 증진시키고, 송아지 폐사율 감소에 따른 농가 생산성 향상에 도움을 준다. 사료 자동 급이기는 RFID를 이용한 개체별 급이량을 관제하는 장비로 개체가 사료를 먹고 싶을 때 입장하면 목걸이나 이표에 부착된 RFID를 인식하여 개체별 적정 사료량을 급여하는 장치로, 개체별 급이량 관리 및 제어를 통한 급이 패턴 분석이 가능하고, 충분한 사료 섭취를 통해 개체 건강 향상시킨다. TMR배합기는 농장의 배합사료를 제조하기 위한 장비로 각 농장별 배합비에 따라 사료 및 첨가물 등의 원료를 넣은 뒤 교반하는 장치로, 추가 기능을 통해 최종 배합된 사료를 급이할 수도 있다. 사료빈 관리기는 사료를 보관하는 통인 사료빈의 실시간 사료량을 측정하고 사료량을 조절할 수 있는 장치다. 실시간으로 사료 비축량을 측정함으로써 사료의 수급을 조절할 수 있으며, 일일 사료량 확인을 통해 가축의 급이량을 측정함으로써 가축의 건강 상태를 추정할 수 있다. 사료빈을 지탱하고 있는 4개의 다리에 전자 저울을 부착하여 사료빈의 무게를 측정함으로써 잔여 사료량, 투입량 관리 및 자동으로 주문하는 것이 가능하다. 음수관리기는 축사에 들어오는 음수관에 설치, 축사에 공급되는 음수량을 측정하여 가축의 건강 상태를 추정할 수 있으며, 상황에 맞는 음수 공급 조절이 가능하다. 로봇착유기는 RFID를 이용하여 착유우의 개체정보를 관리하며, 일일 착유시간 및 횟수, 유성분 등 관리 및 분석이 가능하다. 또한, 착유기 내부의 사료조에 맞있는 사료를 급여하여 개체가 자연스럽게 착유기 안으로 입장할 수 있게 하며, 급여된 사료를 먹는 동안 로봇의 팔이 자동으로 유두의 위치를 찾아 착유를 수행하고 착유가 끝난 뒤에는 브러시를 이용하여 이물질을 제거 및 세척하여 유방염 등의 질병 감염을 예방하고, 24시간 자연스러운 착유를 통해 착유횟수 증가 및 착유를 위한 노동력 절감을 통해 생산성을 향상시킨다. 발정탐지기는 소의 행동량 및 반추 횟수 등을 측정하여 분석하고 이를 통해 건강상태 및 발정에 대한 탐지를 하는 장치로, 목걸이, 귀걸이, 위

내 삽입형 등 다양한 형태로 존재하며, 공태일 수의 단축을 통해 농가의 생산성 향상에 기여한다. 환기시스템은 자동으로 축사 내부의 온도 및 습도 차이를 분석하여 축사에 공급되는 환기량을 제어하는 장비다. 이 장비는 축사 바닥의 유해가스를 외부로 배출하고 바닥을 말려주는 등 사육환경 개선하고, 온습도에 따른 환기량을 조절하고 분석하는 것을 가능하게 한다. CCTV, NVR, 모니터 등 정보관리기는 고화질 및 고성능 카메라를 농장 내부 및 외부에 설치하여 농장의 외부인 출입 현황 및 가축의 사육현황을 원격으로 모니터링하는 장치다. 가축 질병 방역 및 농장 도난 방지, 개체의 행동 및 상태를 모니터링하여 질병 및 사고를 방지하며, 축종별로 다양한 ICT 기자재와 연동하여 분만, 발정 등 상황에 대응하는 데 활용할 수 있다.

3) 동물 복지형 스마트 축산

축산의 전업화, 대형화, 규모화 되면서, 자동화된 공장식 축산 시스템이 등장하기 시작했다. 공장식 축산 시스템이란 최소의 비용으로 최대의 효과를 얻기 위한 경제 원리를 바탕으로, 가축들을 밀집된 공간에서 대량 사육하는 생산 환경을 의미한다. 국내 대부분의 축산업은 생산 효율성을 높이기 위하여 공장식 축산 시스템을 채택하고 있다.¹⁶⁾

그렇지만 이와 같은 공장형 축산은 구제역, 인공지능 등 가축 전염병의 발생 및 확산에 취약하다. 2002년 개정된 축산업 등록제에 따르면 소요면적의 경우 산란계 1마리의 0.042m²(A4용지 2/3), 새끼돼지 0.273m²(A4용지 2장), 송아지 2.5m²의 공간에서 사육하도록 하고 있다. 이와 같이 협소한 공간에서 강한 스트레스를 받는 가축은 면역력이 떨어져 전염병 감염 및 확산에 취약하게 되고 전염병에 취약한 가축들은 가축 전염병으로 가축들이 폐사 및 매몰처리 하는 피해가 발생하게 되었다. 또한 가축들이 좁은 환경에서 생활하면서 극심한 스트레스로 인하여 면역력 약화에 의한 항생제를 남용하게 되면서 건강하지 않은 먹거리 생산하게 되는 원인이 되었다.

건강한 음식을 소비하고자 하는 욕구가 상승과 함께 동물 복지에 대한 관

16) 나대영, (2019). “머신러닝 알고리즘을 이용한 IoT기반 동물복지형 스마트 팜 기술 연구”. 건국대학교 대학원 박사학위논문.

심 증가로 대안으로 동물 복지형 축산에 대한 여러 방안의 논의가 진행되고 있다. 동물 복지선진국인 유럽에서는 동물 복지와 관련된 법안이 제정되고 동물 복지형 축산물이 아닌 경우 수입제한을 하고 있다.¹⁷⁾

국내에서는 2012년부터 동물 복지 인증제가 시행되고 있으며, 산란계(201년), 양돈(2013년), 육계(2014년), 젖소·한육우·염소(2105년), 오리(2106년) 등 점차적으로 대상 축종 및 농가를 늘려가고 있으며, 2018년 7월부터 동물 복지축산농장 인증제가 시행되고 있다. 이와 관련하여 정부는 [표 2-4]과 같이 친환경 축산물 인증을 위하여 1단계로 동물 복지인증, 2단계로 자유방목인증을 시행하고 있다.¹⁸⁾

[표 2-4] 친환경 축산물 인증요건

단계	인증명칭	인증내용	인증활용
1단계	동물 복지인증	• 2년간 가축건강상태관리 및 급이/급수 내역 기록 • 가축의 건강상태는 1일 단위 점검 및 수의사의 정기적 방문으로 질병 검사	'동물 복지' 단어를 축산물에 표기
2단계	자유방목인증	• 동물 복지인증+자유방목인증 • 방목환경에서 길러져야 하며, 방목장 면적이 1미라당 1.1m²이상	'자유방목' 단어를 축산물에 표기

17) 최정섭. (2011). "유럽연합의 농업농촌식품정책." 한국농촌경제연구원 연구자료, 133.

18) 농림축산검역본부고시 제2018-4호, 2018. 2. 2.

4) 축산 분야의 핵심 이슈

다른 농수산 분야와 마찬가지로 축산 분야는 국제적인 식량의 무기화, 친환경, 고품질 생산 플랫폼의 확대 등의 경향을 보이고 있으며, 이를 위해 장기간의 실시간 데이터 수집, 디지털화, 지능화를 추진하고 있다. 축산 분야는 글로벌 기업의 기술 및 시장 지배력이 점차 강화되고 있는 분야이기 때문에 차세대 먹거리 산업 및 국내 산업보호에 있어서 중요한 역할을 담당한다.

또한 생산·유통·가공·서비스 등 요소기술 개발위주에서 전 계층의 정보 연결을 위한 플랫폼 중심의 기술개발 및 현장 중심의 기술보급과 글로벌 산업형 시스템 기술로의 진화가 이루어지고 있다. 현재 기술 수준은 2세대의 편의 중심의 자동화 기술이다. 향후 3세대 공장형 생산기술과 생산·유통·소비의 정보 연결형 지능화 스마트 축산으로의 발전이 예상된다. 장기적으로 완전 무인화를 통해 24시간 지속되는 작업 등 다양한 환경의 적용 및 지속 가능한 축산 방향으로 발전될 것으로 예상된다. 스마트 축산에서의 기술은 실제 농가에서 운영 가능한 기술 구분형태로 사용범위에 따라 편의성, 지능화, 에너지 등의 효율화, 모든 과정 지능화 형태의 기술을 포괄한다. 축산 분야에 적용되는 ICT 기술은 IoT, 빅데이터, 인공지능, 디지털트윈 기술을 중심으로 하는 새로운 시스템 산업의 창출 및 기후변화 대응, 에너지 문제 대응, 질병의 극복, 종사자의 근로복지, 관련 공공산업 측면의 산업 육성 등 산업과 농촌 사회 문제 해결을 통한 경쟁력 향상과 새로운 부가가치 창출 방향으로 진화하고 있다.

농업선진국으로 알려진 네덜란드의 농·축산 분야의 생산인구는 총인구의 2% 수준이며, 식품 가공산업과 수출이 전체 산업에 큰 비중을 차지한다. 이는 최첨단 기술에 힘입어 높은 생산성을 자랑하고 국가 차원의 지원을 통해 다국적 기업들이 본사를 두고 연구협력을 통한 결과물이기도 하다.¹⁹⁾

선진국을 중심으로 하는 사람, 동물, 환경은 하나의 복지라는 "One Welfare"를 중심으로 질병 예방, 친환경, 동물 복지 등으로 진화·발전할 전망이다. 노령화, 인구감소로 인한 개인행복 및 건강욕구로 인한 개인화 서비스

19) 김세한. (2021). "디지털 데이터 중심의 AI기반 환경인지 생산기술 개발 방향". 『전자통신동향분석』, 36(1), 54-63.

대응이 필요하며, 환경오염 등의 부작용 극복 및 지속가능한 산업을 위한 서비스 기술 개발이 필요하다.²⁰⁾

스마트축산은 2017년 4억 3,010만 달러에서 연평균 성장률 17.24%로 증가하여, 2022년에는 9억 5,270만 달러에 이를 것으로 전망하고 있다. 미국의 AgFunder의 보고서에 따르면, 2018년 전 세계의 AgFood Tech 스타트업에 대한 투자 총액은 169억 달러로서, 2017년의 118억 달러보다 43% 상승, 해당 시장에 대한 기대감이 높아지고 있음을 알 수 있다. 농·축·수산 관련 인공지능 기술시장은 2017년 518.7(백만 USD)에서 2025년까지 매년 22.5% 증가한 2,628.5(백만 USD)로 예상되며, 농·축·수산물용 IoT 데이터 관련 시장은 2019년 168.7(억 USD)에서 2023년 286.5(억 USD)으로 예상된다.²¹⁾²²⁾²³⁾

5) 스마트 축산 기술 동향

스마트 축산 분야의 최근 기술개발 방향은 기후변화 대응, 축사 환경개선, 고령화 대응, 생산성 향상 및 고령화 극복을 위해 자율형·밀폐형 축사 및 자동화 중심의 기술개발 고도화를 중심으로 발전하고 있다.

단백질 공급원으로서의 식량 제공, 다양한 질병의 발생, 환경오염으로 인한 민원과 주변 삶의 질 저하, 윤리적 생산에 따른 산업적 측면과 공공성 측면의 문제해결 지원이 요구되고 있는 분야로 로봇, 정밀 환경제어 및 사양관리 등이 핵심이 되고 있으며, 최근 들어 인공지능과 빅데이터 기술이 적극적으로 도입되고 있는 분야이다.

네덜란드는 세계 최초로 로봇착유시스템을 상용화 하였으며, 독일 등 전 세계에 생산 공장과 R&D 센터를 보유, 우유 생산에서 관리까지의 전 과정을 자동화하여 시간과 노동력 절감, 생산에서 품질관리까지의 데이터를 수집하고, 이를 활용하며, 젖소별 건강 측정과 맞춤형 관리까지 수행하며, 생체 데이터를 수집하여 가축의 행동패턴을 분석하고 농부가 미리 대처할 수 있도록

20) "One Welfare"의 개념. <https://www.onewelfareworld.org/>

21) Markets and Markets, (2017) "ai in agriculture global forecast to 2025".

22) Markets and Markets, (2019) "Agriculture drones market global forecast to 2024".

23) BIS Research, (2018). "Global IoT in agriculture market—analysis and forecast," 2018–2023.

하는 솔루션을 제공한다. 드라발은 우유의 질과 동물 건강을 보호하며 지속 가능한 식품 생산을 가능하게 하는 착유 관련 제품과 솔루션을 공급하며 전 세계 낙농 시장을 선도하고 있다. 급이 시스템, 냉각장치, 유질 개선제품, 동물 복지 설비, 로봇착유시스템에 이르기까지 생산효율과 환경적인 영향은 감소시키는 제품을 생산·공급한다. 또한 팬컴은 동물 건강 증진, 사망률 저하, 낮은 노동력 투입으로 효율적이고 신속한 작업이 가능하게 하며, 양돈, 소, 가금류 등의 산업동물 생산을 위한 환경제어, 사료 자동화, 생체 측정 시스템을 통해 가축의 최상의 상태를 유지한다.²⁴⁾

이탈리아의 PigWise는 RFID 및 CCTV를 통해 돼지 축사내 동물행동탐지, 사료섭취 감시, 알람시스템을 통해 돼지의 건강, 성장 등과 관련한 문제 발생을 예측한다.²⁵⁾ 벨기에의 Soundtalk 시스템은 돼지 및 육계의 소리분석을 통해 건강상태의 실시간감시, 호흡기 질병의 예찰, 환기상태의 분석 및 제어를 통해 폐사율 감소 및 생산성 향상 서비스를 제공하며,²⁶⁾ 네덜란드 FANCOM사의 eYeSCAN은 8대의 카메라를 통해 돼지 활동성 및 출하체중을 분석, 사료급여기를 통한 사료효율의 분석 등 노동력 절감과 생산성 향상을 위한 서비스를 제공한다. 오스트리아의 smaXtec은 4년 이상 사용이 가능한 삽입 센서를 통해 젖소의 사료섭취, 움직임, 체온, pH 등 데이터 수집을 통해 빅데이터 기반으로 지역별, 규모별, 축종과 품종별로 최적의 사육관리 시스템을 제공하여 건강상 특이진단 및 치료 방법에 대한 서비스 제공한다.

국내의 경우 농림축산식품부의 지원으로는 사양관리 중심의 축산분야 빅데이터 구축사업을 진행하고 있으며, (주)다운은 농촌진흥청과 함께 로봇 포유기, 한우·젖소 자동급여기, TMR급여기 등의 국산화 개발 및 현장보급을 진행하고 있다. 또한 ETRI, 서울대, 농림 축산검역본부는 구제역 등 축산 질병 방어를 위한 플랫폼, 세계 최초로 디지털트윈 기술을 통한 인공지능 기반의 축산환경·에너지관리·동물행동 판정 및 예측기술 등을 통한 축산현장의 문제 해결형 기술 개발을 진행하고 있다.²⁷⁾

24) 김세한. 전계논문, p59.

25) 이탈리아의 PigWise 소개. <https://animalcare.folio3.com/>

26) 벨기에의 SoundTalk 소개. <https://www.soundtalks.com/>

27) ETRI. (2020). "The road to an intelligent information society: technology development guidance

국내 축산의 주요 연구 분야 중에는 발정탐지 기술이 있다. 발정탐지 기술은 한우, 젖소 등 대동물에 있어서 생산성 향상에 크게 영향을 미치는 발정 시기를 정확히 탐지하는 기술이다. 축산농가에서 손실을 줄이기 위해 동물의 수정 적기를 파악하는 것은 매우 중요하다. 동물의 움직임은 발정상태를 파악할 수 있는 중요한 단서가 된다. 수정 적기의 암소의 경우 울부짖고, 불안한 행동을 보이며, 그중 가장 명확한 발정의 신호는 승가 행위이다. 승가 행위란 발정상태인 암소가 다른 암소를 몇 초간 따라다니다가 그 암소에 올라타는 행동을 의미한다. 이와 관련된 연구로는 복잡한 배경에서 여러 소의 움직임을 효과적으로 관찰하여 최적의 인공 수정 적기를 결정하기 위해서 MHI(motion history image)에 표현되는 움직이는 물체의 면적 정보를 활용한 새로운 특징을 제안한 연구가 있다.²⁸⁾ 또한, 발정동기화 처리방법에 따른 한우의 발정발현과 발정행동학적 특성을 연구한 연구가 있다.²⁹⁾ 또한, 젖소에서 분만 후 발정재귀와 발정발현 특성에 관한 연구가 있다.³⁰⁾ 이외에도 한우와 젖소의 발정 행동 반복수와 지속 시간에 관한 연구가 있다.³¹⁾

6) 스마트 팜 표준 및 향후방향

IoT, 클라우드, 빅데이터 기술을 접목한 스마트 팜 기술 표준화가 국내·외 표준화 기구에서 진행 중이지만, 산업화를 위한 수준까지는 여전히 부족하며 국내 산업의 영세성으로 관 주도의 표준이 진행되고 있다.

국제표준화는 초기 단계에 있으며, ITU-T와 ISO, GS1 등과 같은 공식

2035"

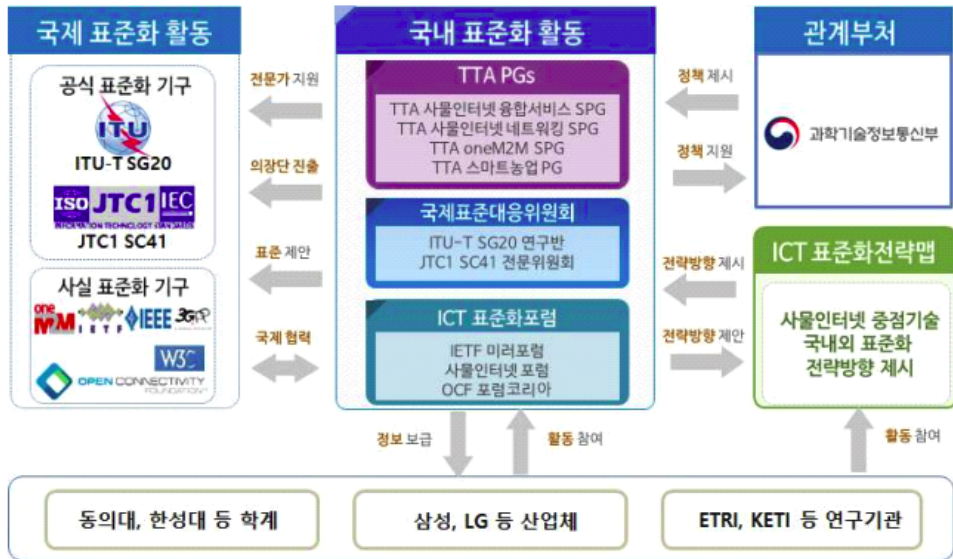
28) 안성진. (2018). “소행동인식 및 발정탐지”, 한국기술교육대학교 대학원 석사학위논문.

29) 강만중, 문승주, 류범룡, 방명걸. (2022). “발정동기화 처리방법에 따른 한우의 발정발현과 발정행동학적 특성”. *Reproductive & Developmental Biology*, 33(2), 101.

30) 손준규. (2008). “젖소에서 분만 후 발정재귀와 발정발현 특성에 관한 연구”, 강원대학교 대학원 박사학위논문.

31) 손준규, 박성재, 백광수, 최유림, 이명식, 김상범, 김현섭, 신승오, 박춘근, 박수봉. (2008). “한우와 젖소의 발정 행동 반복수와 지속 시간에 관한 연구”. *J. Emb. Trans.*, 23(3), 141-145.

및 사실 표준화 기구 등에서 시설원예, 축사 관리, 유통·물류, 농업로봇 분야 등에 국제표준개발 논의가 이루어지고 있다. IoT를 기반으로 시설원예 온실 관리, 노지과수 환경관리, 축사환경 관리 기술 분야에 대한 국제표준 개발이 ITU-T SG13과 SG20을 중심으로 진행되고 있으며, 네트워크 기반의 스마트 파밍 프레임워크 표준(Y.2238), 스마트파밍 교육 서비스(Y.sfes)와 서비스 모델 표준(Y.smp) 등이 진행 중이다. GS1은 글로벌 유통 및 물류체계에 대한



[그림 2-2] 표준화 추진체계

표준을 제정하는 민간단체로서, 글로벌 농식품 이력추적을 블록체인 플랫폼의 상호호환성을 위한 표준을 진행하고 있으며, EPCIS(Electronic Product Code Information Services) 표준을 기반으로 수산물 이력 추적 가이드라인을 2019년 제정하였고, 현재 EPCIS 기반 인증정보처리, 센서 데이터 모델과 처리 등에 대한 사항을 진행 중에 있다. 스마트 팜 운영에 필요한 로봇 수요는 지속해서 증가하고 있으나, 아직 이에 대한 구체적인 국제표준개발 논의는 초기 단계로 ISO TC22에서는 로봇 간 통신 센서와 제어기 통신, 자율주행 제어 통신 프로토콜 표준이 개발되고 있으며, 앞으로 스마트 팜과 관련된 새로운 표준화 아이템이 제안되어 국제표준 논의가 진행될 가능성이 높다.³²⁾

32) 김세한. 전제논문, pp.61-62.

국내 표준화는 TTA 스마트농업 프로젝트그룹 (PG426)과 국내 스마트 팜 관련 협·단체 등을 통해 클라우드 플랫폼 기반의 스마트 팜 표준과 노지 팜 표준, 센서와 구동기 데이터, 스마트 축사 표준 등의 제정이 이루어지고 있다. 농식품 ICT 융합 표준포럼은 14년 설립 이후, 시설원예, 유통 및 축산, 인터페이스 관련 표준 등 10여종의 표준을 제정하고 있으며, 스마트 팜 ICT융합 표준화 포럼은 센서와 구동기 표준을 개발하여 이를 국가표준(KSX3256, 3266)으로 채택하였다. 농업기술실용화재단은 축사 내·외부의 정보수집 및 관리를 위한 표준화를 진행하고 있으며, 축산시설 자동화 시스템 구축을 위한 사양관리장치 세부규격을 제정하고, 축종별로 ICT기반 사양관리장치 19종에 대한 세부사항을 포함한다. 하지만, 현재는 스마트 축사 내외기 센서에 대한 온도, 습도 등 운용 환경정도만 표준화되어 있어 향후 더 많은 부분에서 표준화가 필요하다.³³⁾ 스마트 팜 운영로봇의 국내 시장이 아직 형성되지 않아, 이에 대한 표준화 논의가 많진 않으나 로봇 통신 인터페이스 분야에 대해서는 일부 진행되고 있으며, 향후 많은 표준의 개발이 기대된다.

7) 인공지능 기반 환경인지 생산기술

제4차 산업혁명 기술의 본격적 도입으로 인공지능, 빅데이터, 5G, 클라우드컴퓨팅, IoT, 블록체인 등의 기술을 중심으로 하는 연구와 현장적용의 다양한 시도가 이루어지고 있다.³⁴⁾ 중장기적으로 실제 농가를 가상화하고 이를 기반으로 다양한 시뮬레이션을 통한 정밀한 제어, 예측 등이 가능한 디지털트윈 기술의 도입이 기대된다. 인지형 생산기술은 원격제어와 노동 편의성 수준의 기술 제공을 넘어 인공지능 등의 기술을 활용하여 사람의 인지 능력을 초월하고 예측되지 않는 다양한 기술의 적용을 통해 생산성의 극대화, 부작용을 최소화하는 기술 수준을 의미한다. 다양한 센싱 정보 및 사육 측정의 고도화

33) Kang-Woung Choi, Kyoung-Sook Jung. (2019). A Study on the Smart Farm Standards and Technology Trends in the Livestock Sector and Suggestion of Standard on-site Spread Policy, *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences*, 106-166.

34) Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020
<https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020>

를 통해 축적된 비정형 데이터를 통해 기후변화 대응, 에너지 비용의 최적화 및 대량 생산을 위한 무인화, 생산-유통-소비가 연계된 지속가능한 전주기 지능화 플랫폼 중심 기술개발 추진이 필요하다. 도시대비 농가수의 악화, 질병의 확산에 대응하여 밀폐형 축사와 디지털 트윈 팜 플랫폼이 완전하게 동기화 되어 원격 운용이 되며, 최적의 환경에서 최소의 노동력, 생산성, 질병 감시가 가능한 인공지능 팜 컨설턴트 기술(Twin Farm)로 서비스 수요자의 상황에 적합한 다양한 방식의 서비스가 기대된다.

환경오염과 에너지 자원의 효율적 활용을 위해 사육, 환경, 자원 데이터를 스스로 학습·예측이 가능한 인공지능이 탑재된 환경인지형 생산기술을 통해 단기적으로는 반자동화된 생산 활동을 지원하고, 장기적으로는 생산-유통-가공-소비에 이르는 정보를 분석하여 스스로 인지·학습하는 인공지능형 파머 기술(Cognitive Farm)의 개발이 필요하다.³⁵⁾

"사람-동물-환경"이 하나가 되는 디지털 유기체로의 연결을 통해 윤리적 생산·소비, 다양한 원인의 불확실성을 해결하기 위해 인공지능 기반의 지능화된 질병, 사양, 환경관리 효율화 및 안정적 생산을 위한 디지털 트윈 축산 플랫폼 기술개발이 진행될 예정이다. 특히 정부의 탄소관련 정책과 연계하여 환경오염이 최소화된 에너지 최적화 기반의 지능형 환기제어, 영상과 음향 기술을 활용한 가축의 무인관찰, 국가간·지역간 질병의 예찰을 통한 초동방역, 현장진단, 확산차단이 가능한 차세대 방역 시스템의 개발이 필요하다.³⁶⁾

이때 인공지능기술을 활용한 전파, 영상, 음성 데이터 기반의 가축 생육의 모델링 및 패턴의 인식, 연령별 급이·급수 시스템의 자가 대응, 행동 분석에 따른 사양 및 질병 관리가 가능한 축산용 Bio-Metric 기술이 핵심 원천기술이 될 것이다. 이를 통해 질병과 환경오염 등으로 열악한 사육환경에서 운영이 가능한 하나의 플랫폼으로 자동 운영되는 급이(급수)-발정-포유-청소-운반 등 다기능 축산 무인로봇 및 사람-축사-로봇의 상호연결이 가능한 지능화 자동화 기술의 개발이 필요하다. 인수공통 감염병으로 부터 국민과 동물을 안전하게 보호하기 위해 비접촉, 비대면, 무자각, 투과검출로 일상 바이탈 신호

35) 김세한. 전개논문. p.63.

36) M. Bhangе and H. Hingoliwala. (2015). Smart farming: Pomegranate disease detection using image processing, in *Proc. Comput. Sci.*, 58, 280-288.

의 이상 변화를 찾아내는 바이털 투과 지능화 기술의 개발도 진행될 것으로 예상된다.³⁷⁾

8) 스마트 축사 데이터의 활용

스마트 축사 데이터는 기업, 연구자, 농민 등 원하는 데이터의 다양성이 존재하며, 다양성을 고려한 플랫폼 중심의 스마트 축사는 필수 요소이다. 스마트 축사를 위한 데이터는 목적 및 형태에 따라 다양하게 구분할 수 있다. 스마트 축사 데이터는 가축 사육 시설, 시설 내·외부의 환경 및 제어정보, 가축 정보, 작업, 사육에 필요한 요구자원 등의 복합 생산 데이터, 생산-유통-가공-소비에 이르는데 전주기 데이터 등으로 구성된다. 축사 제어 대상이 되는 시설별 모델링을 위해서는 시설 내부에 직접적 영향을 줄 수 있는 국지적 외부 환경정보(온·습도, 일사량, 풍량/풍향 등)와 시설내부의 환경에 영향을 주는 구조, 사육 시설(환풍·배기팬, 냉·난방기, 분무 등)에서 자동으로 수집되는 시계열 데이터가 필요하다. 또한 환경 제어를 위해 사람에 의한 수동제어나 컴퓨터에 의한 자동 제어 정보의 수집이 필요하다.

수요에 기반한 유통의 혁신, 다양한 수요자의 시설 규모 및 교육 수준에 따른 다양한 비즈니스 모델이 고려되어야 하며, 현장에서 ICT적용에 따른 부작용도 함께 고려되어야 한다. 특히 장비, 통신 등의 오작동, ICT제공에 따른 고가시스템 가격, 지리적으로 분산된 A/S 문제, 높은 온습도, 분진 등으로 인한 고장, 표준화 적용 등이 선행되어야 하며, 농장 및 작물의 부가가치 형태에 따른 ICT적용이 고려된 차별화된 시스템 제공의 여부도 함께 고려되어야 한다. 축산물의 생산에서 소비과정에 필요한 다양한 데이터(영상 및 음향 등)의 지능화 분석, 알고리즘, 센싱 정보의 확보를 위한 첨단 지능형 센서시스템, 에너지 효율화를 위한 기술 연구 및 개발이 필요하며 생산 품목별, 기후별, 시설별 다양한 데이터의 분석 및 서비스 제공에 필요한 핵심은 인공지능기술 확보가 필수적이다.

최근 질병, 환경 오염 등으로 인한 소비 불안 문제해결을 위해 농·식품 안

37) 김세한. 전제논문. p.63.

전을 보장하고, 적절한 소비가 보장을 위해 이력 정보와 품질 열화 모델을 바탕으로 현재 및 미래의 농·식품 품질을 예측할 수 있게 됨으로써 부패로 인한 축산물 폐기 또는 소비자 불만 등을 최소화할 수 있는 효과적인 유통 선진화를 위한 개발도 필요하다.³⁸⁾

9) 한국형 스마트 축산 기술 개발

선진국의 기업형 스마트 축산 기술의 일부가 국내에도 도입되고 있으나, 서로 다른 기후와 먹거리에 대한 차이로 한국에서는 선진국 수준의 생산성을 얻는 것이 매우 어렵다. 이는 한국의 기후 및 환경에 맞는 기술개발이 필요한 이유이며, 향후 한국과 유사한 기후를 갖는 나라로 진출하기 위한 해외산업으로의 발전이 필요한 이유이기도 하다. 축산 분야에서 데이터를 중심으로 ICT 기술의 적용은 세계적 흐름이다. 축산 현장에 사용이 가능한 기술과 생산뿐만 아니라 유통, 소비에 이르는 전주기 데이터를 중심으로 하는 플랫폼과 데이터 분석 지능화를 통한 선진국과의 기술격차 해소를 통해 세계 최고 수준의 기술개발이 진행됨은 물론 현장 적용을 통한 검증이 필요하다. 지능화를 위한 핵심기술의 바탕을 이루는 디지털 전주기 데이터는 가축의 기초 데이터인 축종별 생리와 특성, 사육에 따른 기초 데이터(Raw Data)를 얻고, 목적에 맞는 데이터의 가공과 분석이 중요하며, R&D와 사업화를 위한 목적에 따라 데이터의 종류와 제공방식이 다르다. 생산되는 시설과 환경의 고려없이 센서 데이터만 수집되는 경우, 환경 데이터만 수집되고 생육과 생산량 데이터만 수집되는 데이터만을 고려하는 경우, 현장의 작업방식에 대한 정보없이 환경과 생육 데이터만 수집되는 경우는 그 데이터의 활용성이 매우 떨어진다. 축산에 필요한 데이터는 살아 있는 생물을 다루고 동반되는 다양한 작업방식이 필수인 만큼 기존 다른 산업의 데이터보다 수집 및 제공에 있어 복잡한 생태계 및 해당 목적이 반드시 고려되어야 한다.³⁹⁾

38) 김세한. 전계논문, p.63.

39) 김철립, 김승천, (2022). “축산물 생산성 향상 및 축산 환경 개선을 위한 지능정보기술 기반 스마트 축사 연구 및 기술 동향 분석”, 『인터넷방송통신학회학술지』, 22(4), 133-139.

제 2 절 디지털 트윈의 연구

1) 디지털 트윈 개념 및 기술

가) 디지털 트윈 개념

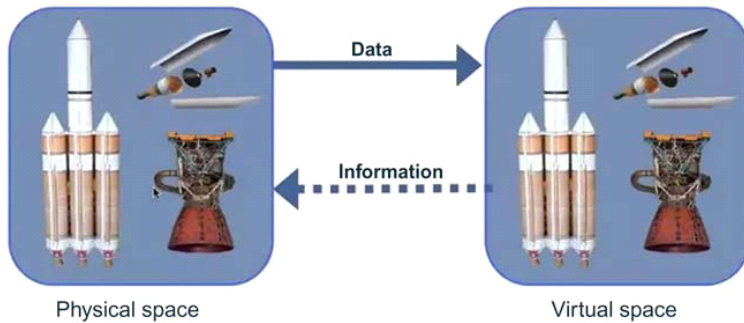
디지털 트윈은 보편적으로 현실 세계에 존재하는 물리적 대상의 형상, 성질, 상태 등의 정보를 소프트웨어를 이용한 가상의 세 계에 동일하게 구축하고, 다양한 시뮬레이션과 두 공간 간의 상호작용을 통하여 의미 있는 가치를 창출하는 기술로 정의될 수 있다. 디지털 트윈은 실제 사물이나 시스템을 디지털로 표현한 것으로, 단순히 구조만 디지털화 한 것이 아니라 실제 사물이나 시스템에 장착된 센서를 통해 디지털화된 사물과 시스템의 상태를 실시간으로 대응시키거나 시뮬레이션을 통해 실제 사물에 미치는 영향을 사전에 예측이 가능하다. 이러한 장점을 이용하여 현재 에너지, 제조 분야에서 도입이 활발하게 이루어지고 있으며, 발생될 수 있는 문제점들을 사전에 미리 예측하고 대응함으로써 운영의 효율을 높이고 있다.⁴⁰⁾

[그림 2-3]과 같이 2014년 마이클 그리브스(Michael Grieves)박사가 제안한 3차원 디지털 트윈은 물리적 공간의 물리적 실체, 가상 공간의 가상 실체, 물리적 실체와 가상 실체를 함께 연결하는 데이터와 정보의 연결로 구성되며, 항공기, 레이더 및 관련 기반 시설과 같은 물리적 실체는 기능을 포함하여 존재한다. 물리적 공간에서 특정 임무를 수행하고 실제 출력을 생성할 수 있다.⁴¹⁾

가상 실체는 기하학적 치수, 물리적 특성 및 행동 등을 포함한 다른 관점에서 물리적 대응물을 설명하는 일련의 모델로 구성되며, 실시간 동기화를 기반으로 충실한 매핑 및 높은 결합도로 실제적 수명(Life Cycle)을 동반하는

40) D. Y. Jeong, (2021). Technical Definition of Digital Twin and Five-Level Model, *OSIA S&TR Journal*, 34(2), 10-16.

41) D. Y. Jeong, S. H. Kim, I. B. Lee, U. H. Yeo, S. Y. Lee, J. G. Kim, S. J. Park, (2021). A Study on the Implementation of Digital Twin Architecture and Detailed Technology for Agriculture and Livestock Industry, *Journal of Broadcast Engineering*, 26(4), 398-408.



[그림 2-3] 3차원 디지털 트윈의 개념

디지털 거울(Mirror)로 존재한다. 부품을 구성하는 모듈 간 상호작용은 연결을 통해 활성화된다.⁴²⁾

나) 디지털트윈의 주요 속성

앞서 논의한 바와 같이 디지털 트윈은 물리적 자산의 가상 표현이다. 이 정의를 확장하고 디지털 트윈을 구현하는 데 필요한 몇 가지 주요 속성을 살펴본다.⁴³⁾

첫째, 물리적 자산을 현실적으로 표현하고 그 행동을 반영하기 위해 트윈은 물리적 또는 생물학적 자산이 환경, 작업량 및 기타 변수와 상호 작용하는 방식에 대한 실시간 피드백을 받아야 한다.

둘째, 대용량 데이터를 실시간으로 수신, 저장 및 처리할 수 있는 트윈이 필요하다. 이를 위해서는 상당한 양의 컴퓨팅, 저장 및 데이터 처리 용량이 필요하다.

셋째, 쌍둥이는 지속적으로 전송되는 대량의 데이터를 이해할 수 있어야 한다. 이것은 대부분의 인간의 컴퓨팅 능력을 넘어서기 때문에 항상 인공지능 알고리즘을 사용하여 유용한 정보와 유용하지 않은 정보를 구별하는 것을 의미한다.

42) M. Grieves. (2014). Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication, *WhitePaper, NASA, Washington, DC, USA*.

43) S. Neethirajan and B. Kemp. (2021). Digital Twins in Livestock Farming, *Animals*, 11(4), 1008.

넷째, 쌍둥이는 시간이 지남에 따라 다양한 인과 관계 시나리오에 대해 학습할 수 있어야 하고 학습한 내용을 적용하여 물리적 자산의 성능을 개선할 수 있어야 한다.

마지막으로, 이 모든 것이 대화형 디지털 사용자 인터페이스를 통해 주요 의사 결정권자가 쉽게 사용할 수 있어야 한다.

다) 디지털 트윈 기술

디지털 트윈의 세부 기술은 크게 5분야로, 실제 물리적 세계를 컴퓨터 속의 가상의 세계로 구현하기 위한 디지털 가상화, 물리적 세계와 가상 세계의 연결과 가상 세계들 간의 연결을 위한 디지털 트윈 동기화, 실제 데이터를 기반으로 목적에 따른 모델링을 통한 분석 및 예측을 위한 디지털 트윈 모델링 및 시뮬레이션, 디지털 트윈들 간 연합을 위한 연합 디지털 트윈, 지능화된 다양한 서비스를 위한 지능형 디지털 트윈 서비스 기술 등이 요구된다.⁴⁴⁾

- 디지털 가상화

디지털 가상화는 시설, 기후, 거시/미시 환경, 노동, 로봇 등에 의해 생성되는 크고 이질적인 데이터에 대한 시공간 동기화 및 데이터 분류 전처리 기술이다.

- 디지털 트윈 동기화

디지털 트윈 동기화는 시설, 환경 등의 물리적 객체와 가상으로 생성된 디지털 객체 간의 시공간 동기화 기술이다.

- 디지털 트윈 모델링 및 시뮬레이션

디지털 트윈 모델링 및 시뮬레이션은 시설 및 환경(재료, 대기질, 수질, 공간 구성, 기후, 에너지 요소)에 대한 유체, 구조, 공기, 음향, 열역학 등의 시뮬레이션을 포함한 다중 모델링 및 물리적 시뮬레이션 기법이다.

- 연합 디지털 트윈

연합 디지털 트윈은 생산, 유통, 가공, 소비 등 다양한 분야에서 가능한 디지털 트윈 모델 간의 공동 협업을 위한 분석, 식별 및 관리 시스템 운영 기

44) D. Y. Jeong, S. H. Kim, I. B. Lee, U. H. Yeo, S. Y. Lee, J. G. Kim, S. J. Park, op.cit., p.401.

술이다.

- 지능형 디지털 트윈 서비스

지능형 디지털 트윈 서비스는 이용 목적에 맞는 서비스를 제공하기 위해 객체 정보를 다양한 형태로 표현하는 시각화 서비스 기술이다.

2) 디지털 트윈 관련 기술 및 서비스 동향

프레딕스(Predix)는 GE사가 개발한 세계 최초의 산업 인터넷 운영 플랫폼으로써, 플랫폼 내에서 사용자 가 산업인터넷에 최적화된 애플리케이션을 개발하고 운영할 수 있도록 필요한 환경을 제공한다.⁴⁵⁾ 개발사인 GE는 프레딕스를 활용해 2017년 기준으로 80만 개에 달하는 현실과 가상의 상호 연동을 통한 디지털 트윈을 개발하며 디지털 트윈 확산에 앞장서고 있다. 한 예로, GE의 자회사인 GE항공은 제트 엔진 하나에 무려 200개가 넘는 센서를 장착해 항공기 이착륙과 운항 중 발생하는 각종 데이터를 수집한다. 이는 담당 엔지니어에게 시각화된 형태로 실시간 제공되며, 엔지니어는 이를 통해 엔진 고장 여부와 교체 시기 등을 예측한다. 그 결과 엔진 고장에 대한 검출 정확도는 10% 개선됐으며 정비 불량으로 인한 결항 건수도 1,000건 이상 감소하는 효과를 거둘 수 있었다고 한다.

이탈리아 자동차 제조업체인 마세라티社は 독일 지멘스社와 손을 잡고 디지털 트윈을 차량 생산에 적용을 시도하였다. 자사의 고급 세단인 기블리(Ghibli)의 개발 초기 단계부터 실제 모델과 가상의 디지털 모델 데이터를 동시에 생산에 전체 제조 공정을 최적화했으며, 시제품으로 도로 주행 자료를 수집한 뒤 디지털 모델을 이용하여 발생할 수 있는 다양한 상황에 대한 가상의 테스트를 거쳐 제품 개발의 정확도를 개선하고 생산 기간을 크게 단축하는데 성공하였다.⁴⁶⁾

IBM사의 Watson IoT 플랫폼도 최근 들어 디지털 트윈 서비스를 위한 플

45) Predix Platform, Industrial Cloud Based Platform (PaaS), from <https://www.ge.com/digital/iiot-platform>

46) Y. H. Lim. (2018). Digital twin, digital duplication from factory to city, *Spatial Information Magazine*, 17.

랫폼으로 등장하고 있다.⁴⁷⁾ IBM Watson은 사람과 컴퓨터간 새로운 파트너십을 가능하게 하는 코그니티브(Cognitive) 컴퓨팅 플랫폼으로써 인공지능 소프트웨어를 의료, 금융, 방송 등 다양한 분야에 적용하기 위한 기반 기술을 제공하고 있으며, 디지털 트윈에 있어서 데이터에 기반한 예측을 위하여 인공지능이 핵심 기술로 부각됨에 따라 산업 분야를 확장하여 디지털 트윈 플랫폼으로 발돋움하고 있다.

최근 소프트웨어 산업의 생태계가 협업·개방적으로 경제의 패러다임이 변화함에 따라 오픈소스를 기반으로 디지털 트윈을 구현함으로써 산업간 융합을 촉진시키고 있다. 한 예로, 이클립스(Eclipse) 재단에서 배포하고 있는 디토(ditto) 플랫폼을 들 수 있는데, IoT(Internet of Thing) 기반의 다양한 기기, 장치들에 대하여 객체화하여 API(Application Programming Interface)를 제공하고 있으며, 자사의 IoT 네트워크 플랫폼과의 연동을 통해 서비스를 쉽게 제공할 수 있다.⁴⁸⁾ 더 나아가 디지털 트윈의 핵심인 현실과 가상공간의 데이터 연동 및 상태 관리를 위한 프레임워크 제공을 목표로 하고 있다.

디지털 트윈 기술은 제조, 에너지, 교통, 도시, 헬스 등 다양한 산업 분야에서 활용되고 있다. 현재 디지털 트윈 기술이 가장 활발하게 적용되고 있는 분야는 제조 공정 분야로써, 산업의 특성상 제조 분야가 디지털 및 소프트웨어에 의한 상황판단에 대해 수용성이 높고 관련 규제가 상대적으로 약하기 때문에 당분간 디지털 트윈 산업을 주도할 것으로 전망하고 있다. 물건을 제조하는 공장의 경우, 디지털 트윈 기술을 적용하면 디지털 공간상에 가상의 생산라인을 구축하고, 운영함으로써 제품의 생산률, 오류 발생률, 수명 주기 등을 사전에 예측하여 공장 운영에 활용할 수 있다. 프랑스의 Dassault사의 경우, 로봇 제조 공정 과정에 대한 개선을 통한 작업 효율화 및 비용 절감을 목적으로 디지털 트윈 기술을 도입하여 생산 라인의 배치, 하드웨어, 작업 디자인 등 생산 과정 전체에 대한 시뮬레이션을 수행하였고, 그 결과 과거 대비 향상성이 10~15% 개선되었다.⁴⁹⁾

47) IBM Watson, from <https://www.ibm.com/kr-ko/watson>

48) Eclipse Ditto - open source framework for digital twins in the IoT, from <https://www.eclipse.org/ditto/>

49) DASSAULT SYSTEMES, <https://www.3ds.com/products-services/simulia/solutions/life->

에너지 분야에 있어서는 디지털 트윈이 발전 시설 계획의 최적화와, O&M(Operation & Maintenance)의 효율화 그리고 에너지 소비를 최적화시키는데 주로 활용되고 있다. 에너지 소프트웨어 대표 주자인 GE는 자산 성과 관리 소프트웨어의 유지보수 최적화 기능을 전력망으로 확장시킨 디지털 변전소를 공개했다. GE의 디지털 변전소 솔루션은 전력망 핵심요소의 신뢰성을 높이고, 자산 사용의 전 부문을 최적화한다. GE 파워는 가스, 증기, 원자력 발전소를 위한 새로운 디지털 파워 플랜트 소프트웨어를 출시했다. 이 소프트웨어를 통해 예상치 못한 가동중지 시간을 최대 5% 줄이고, 오염률은 최대 75%, 운영 및 유지보수 비용은 최대 25% 감소시킬 수 있다. 국내에서도 에너지 분야에 디지털 트윈 기술을 적용한 사례들이 소개되고 있다. 한국중부발전은 발전소 운영 및 유지보수에 대한 시뮬레이션과 문제원인 분석, 설비별 분해 정비 교육 지원을 위하여 IDPP(Intelligent Digital Power Plant) 구현을 위한 디지털 트윈 기반의 발전 운영 플랫폼 개발 사업에 착수하였다.⁵⁰⁾

도시 분야에 있어서 싱가포르가 정부 주도로 2018년 도시 전체를 그대로 복제해 3D 가상현실로 구현해 놓은 버추얼 싱가포르를 완성했다. 버추얼 싱가포르에는 도로, 빌딩, 아파트, 테마파크 등 주요 시설은 물론 도로 주변에 있는 가로수, 육교 그리고 공원 벤치에 이르기까지 모든 구조물과 그에 대한 상세한 정보가 수록돼 있다. 도시를 통째로 옮겨놓은 버추얼 싱가포르는 도시 계획은 물론 교통, 환경 등 다양한 분야에서 스마트 국가 건설을 위한 가상 플랫폼으로 활용되고 있다. 실제로 싱가포르의 도시계획 담당자들은 싱가포르 북부의 미니 실리콘밸리 라고 불리는 펀골(Punggol) 타운을 설계할 때 버추얼 싱가포르 플랫폼을 활용했다. 지역 전체의 건물들을 실제 건물이 완공된 것처럼 3D로 구현하고 여기에 바람이 불 때 공기의 흐름이 어떻게 진행되는지 실험했다. 그리고 실험결과를 반영해 각각의 건물 배치를 조정하는 방식으로 전체 지역이 통풍이 잘 되도록 설계함으로써 바람이 건물 사이를 잘 흘러나가도록 길을 만들어 타운 전체의 대기질을 높이는 효과를 거둘 수 있었다.⁵¹⁾

sciences/the-living-heart-project/. (Accessed on Dec 18, 2020)

50) S. K. Jo and S. H. Kim. (2020). A case study of digital twin-based smart livestock, *Journal of the Korean Telecommunications Society*, 45(8), 147-148.

지금까지 디지털 트윈 기술과 디지털 트윈 서비스 동향을 사례 중심으로 살펴보았다. 다음은 구체적으로 스마트 축사에서 디지털 트윈 기술에 대해 살펴본다.

3) 축산을 위한 디지털 트윈 기술 및 적용

가) 디지털 트윈을 적용한 스마트 축사

유럽을 중심으로 쾌적한 환경에서 동물의 습성대로 키우고, 가축에게 불필요한 고통을 주지 않는 등 수준 높은 사육 환경을 제공하기 위한 동물 복지가 적극적으로 추진되고 있다. 국내에서도 가축을 향한 인간의 윤리적인 책임을 다하고 건강하고 안전한 축산물을 소비자에게 제공하기 위하여 동물 복지 인증제를 실시하고 있으며, 생산되는 축산물에 대해 인증마크를 제공하는 등 환경 친화적 축산업으로 나아가고 있다. 스마트 축사는 정보통신기술을 활용하여 가축에게 보다 쾌적한 사육 환경을 제공하고 지능화로 고효율을 지향하는 차세대 축사를 말한다. 초기의 스마트 축사에서는 여러 감지 장치를 이용하여 가축 모니터링 및 제어가 원격으로 가능하게 되었다.

최근 인공지능, 빅데이터 같은 정보통신기술을 통한 데이터에 근거한 정밀 농업(precision agriculture)의 개념이 스마트 축사에도 적용되고 있다. 축사의 내·외부로부터 수집한 데이터와 센싱을 통한 가축의 상태정보를 이용하여 축사의 환경 및 가축의 상태에 대하여 복합적으로 분석하고 예측하여 가축의 운영, 생산과 유통 전반에 적용함으로써 지능화를 부여해가고 있다. 디지털 트윈은 이러한 지능형 스마트 축사를 가능케 하는 하나의 기술로써, 디지털 공간상에 가상의 축사를 구축하고, 실제 축사와의 실시간 데이터 연동을 통해서 현실에서는 불가능하거나 제약이 많이 따르는 축사 환경, 제어, 운영에 대한 다양한 시뮬레이션을 수행할 수 있다. 또한, 그 결과를 미리 예측함과 동시에 축사 운영을 위한 의사결정에 활용함으로써 축사 운영에 있어서 과거에는 불가능했던 요소들이 점차 현실화되면서 궁극적으로 축사 운영에 있어 지

51) S. K. Jo and S. H. Kim. op.cit., p.148.

능화와 효율화를 실현할 수 있다.⁵²⁾

실제 축사에 설치된 다양한 센싱 장비로부터 환경, 운영, 가축의 생체에 관련된 데이터를 수집하여 목적에 따라 다양한 분석 방법을 이용하여 시뮬레이션을 수행, 분석함으로써 축사의 환경, 제어, 운영에 대한 결과를 도출하여 이를 바탕으로 축사를 제어할 수 있다. 이러한 과정은 계속적으로 반복되며, 실제 축사와 가상 축사는 실시간으로 데이터 연동을 함으로써 시간이 지날수록 제어에 대한 정확도를 높일 수 있다.⁵³⁾

나) 축산분야 적용을 위한 디지털 트윈 아키텍처

축산을 위한 디지털 트윈 플랫폼의 효율적 구현을 위해서는 현장 중심의 정형, 비정형 데이터의 구성뿐만 아니라 시스템을 구성하는 구조에 대한 이해가 필수이다. 농·축산 분야에서 디지털 트윈의 적용을 위해서는 현장을 구성하는 실제 농장(Physical World), 농장을 위한 운영 시스템(Edge World), 다양한 실시간 정보의 모델링, 분석 및 예측을 위한 디지털 트윈 플랫폼(Virtual World)으로 구성된다. 농장을 위한 운영 시스템 및 농장 내의 시스템 구성은 한국의 정보통신 단체표준에 정의되었다.⁵⁴⁾

농장내 운영 시스템은 생산 시설 내에서 센서 노드를 통하여 다양한 센싱 정보를 수집하고 이를 활용해 생장 환경을 조성하는 설비기기의 제어 노드를 통해 운영이 가능한 시스템으로 생장 환경 관리 및 제어와 같은 서비스 기능 제공이 가능하다.⁵⁵⁾ 디지털 트윈의 적용을 위한 농장의 운영 시스템(FARM Manager)은 농장에서의 영상, 제어, 센서, 관리 등의 로컬 정보의 데이터베이스를 수집하며, 이를 가시화하고 자동으로 상황을 인식하기 위한 사용자 인터페이스를 제공하고, 디지털 트윈 플랫폼과의 실시간 데이터의 전달 및 비대칭

52) S. K. Jo and S. H. Kim. op.cit., p.149.

53) S. K. Jo and S. H. Kim. op.cit., p.148.

54) TTA-KO-06.0286, Requirements Profile for Environmental Control and Monitoring System in Greenhouse, TTA, 2012, Retrieved from <http://www.tta.or.kr>

55) S. G. Kim, S. B. Cho, S. W. Suh and J. H. Kim, (2022). Design and Implementation of Control Module based on Wi-Fi Network for Smart Farm, *Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers*, 57(3), 998.

적 데이터 교환을 위한 클라이언트 모듈을 제공한다. 또한 디지털 트윈 플랫폼에서 제공하는 다양한 예측 및 최적 정보를 기반으로 농장을 제어하기 위한 경량화된 제어 소프트웨어가 탑재되어야 하며, 원격으로 떨어진 다수의 농장에서 발생하는 다양한 형태의 실시간 데이터의 트래픽을 관리하기 위한 미들웨어가 탑재되어야 한다. 그리고 사용의 편리성을 모바일 단말기를 통한 모니터링과 편의 중심의 원격 제어가 가능한 모바일 서비스용 앱이 필요하다. 디지털 트윈 플랫폼은 다수의 농장 운영 시스템과의 실시간 인터랙션이 가능해야 한다. 또한 사용자 레벨에 따른 다양한 기능의 제공이 가능한 확장 가능한 구조여야 한다. 첫 번째 디지털트윈의 사용자는 농장주와 작업자, 현장 컨설팅 관련자, 시스템 설계 및 개발자, 데이터 분석가 등 레벨에 따른 사용자 인터페이스의 제공이 가능해야 한다. 이를 위한 다양한 수준의 가시화 및 요구하는 품질의 데이터 제공이 가능한 형태여야 한다. 두 번째, 가상의 농장을 설계하고 구성하기 위한 가상 팜 관리 기능이 제공되어야 한다. 농장의 구성은 생산 목적 및 현장에 따라 매우 다양한 형태로 되어 있다. 또한 재사용성과 타 농장과의 비교 분석을 위한 표준화된 포맷을 제공하는 농장 저작도구의 제공이 필요하다. 세 번째, 농장의 가상화는 농장의 신규 설계 및 구축, 기존 시설의 개보 수, 구축된 시스템의 최적 운영 등이 고려되어야 한다. 신규 설계 및 구축 단계에서는 다양한 시설의 구성에 따른 시설 모델링, 내 외부 기상정보의 모델링, 제어 모델링, 작물 및 동물의 모델링, 작업자의 모델링 등이 고려되고 쉽게 이해가 가능한 통합적 모델링이 가능해야 한다. 특히 한번 구축 되면 변경에 따른 큰 비용이 소모되므로 변경이 쉬운 형태의 구성도 함께 고려되어야 한다. 농가의 대부분은 이미 시설을 보유한 경우 많다. 하지만 실제 운영 과정에서 설계와 다르게 운영되는 경우가 많으며, 이에 따른 기존 시설의 변경을 고려한 모델링과 시뮬레이션 기능이 고려되어야 한다.

현장에서 기존의 시설을 개보수하는 경우 그에 따른 비용과 생산이 중단되는 점을 고려하였을 때 디지털 트윈 플랫폼을 통한 가상의 운영환경에서 시뮬레이션은 개보수에 따른 불확실성을 줄이는 데 필수적이다. 예를 들어 축사 내의 불안정한 대기 환경의 개선을 위해 배기 팬을 추가하는 경우, 농장주는 높은 설치비용과 개선에 대한 불확실성으로 시설에 대한 투자를 망설일

수밖에 없다. 디지털 트윈 기술을 활용하면 환기팬 설치 전 가상의 시뮬레이션을 통해 현재 시설에서의 결과를 미리 예측해볼 수 있어 추가 시설투자에 따른 리스크를 최소화할 수 있다. 현장에 설치된 센서와 구동기의 운영은 에너지 최적화, 운영비용 최소화, 노동력 최적화, 생산성 최대화 등 다양한 목적의 모델링을 통한 시뮬레이션을 통해 현장의 최적제어가 가능해야 한다. 상기 목적의 모델링과 시뮬레이션을 위한 동적, 정적 시뮬레이터와 이를 농장 운영 시스템에 실시간으로 전달하기 위한 다양한 규칙 엔진 등의 제공이 가능해야 한다. 디지털 트윈 플랫폼은 농장 운영 시스템과 실시간으로 연계되며 재사용성과 다양한 서비스 제공을 위한 사용자별 P2V(Physical to Virtual) DB, 빅데이터 서비스, 상시 감시 및 다양한 학습 모델의 제공을 통한 예측 DB를 보유한다. 또한 기후, 유통, 에너지 등 축산 산업에서 중요한 또 다른 디지털 트윈 플랫폼과의 연합을 위한 인터페이스의 제공이 가능해야 한다.⁵⁶⁾

다) 축산을 위한 디지털 트윈 플랫폼

디지털 트윈 기반의 축산 서비스는 생산 시스템을 구성하는 다양한 기술 요소들의 가상화를 통한 다양한 모델링과 시뮬레이션을 할 수 있으며, 이를 통해 내·외부 환경 상태의 정밀 예측, 센서·구동기·기자재 등의 수명 예측, 장비 제어 및 관리, 정밀 가시화를 통한 사용자의 높은 이해도 향상 등의 서비스 제공이 가능하다. 또한 현장에서 시간적·비용적 이유로 불가능한 다양한 테스트가 가능하며, 디지털 트윈 서비스를 통해 농장을 원격에서 모니터링하고, 수동·자동으로 단순·복합 제어 관리하는 운영 시스템과의 실시간 연동을 통해 지능화된 관리 서비스의 제공이 가능하다. 최종적으로 농장경영 의사결정에 필요한 보고 자료 조회 및 사전 예측 결과를 통해 농장의 생산, 경영의 극대화를 가능하게 한다.⁵⁷⁾

디지털 트윈 기술의 도입은 현장에 도입되는 센서, 제어기 등의 ICT장비 뿐만 아니라 노동 편리성과 생산성을 위해 구축된 기자재의 고장 진단과 수

56) D. Y. Jeong, S. H. Kim, I. B. Lee, U. H. Yeo, S. Y. Lee, J. G. Kim, S. J. Park, op.cit., p.402.

57) ibid., p.403.

명 예측을 통해 유지보수의 편리성과 불필요한 장비의 도입 방식을 통한 무분별한 투자를 막는 효과도 가져올 수 있다. 축사의 내부 환경은 대부분 고온다습하거나 장비의 수명을 급격하게 줄이는 분진 및 가스를 포함하고 있어 그 수명이 일반적인 대기 환경에 비해 짧다. 이는 농민 뿐만 아니라 시스템을 공급하는 기업에도 적절한 교체 시점과 A/S가 가능하게 하여 첨단 기술의 적용에 따른 부작용을 감소시킬 수 있다.⁵⁸⁾

현재 대부분의 국내 농가는 직간접적인 온·오프라인 컨설팅 서비스를 활용하고 있으나 그 신뢰성에는 대부분 의구심을 갖는 경우가 많다. 예를 들어 축사 내 공기 순환과 환기량은 온습도와 암모니아 조절에 절대적 영향을 미치며, 이를 고려한 축사의 설계, 환기 시스템의 구축 및 운영이 중요하다.⁵⁹⁾ 디지털 트윈 기술이 적용되면 입체적인 가시화를 통해 쉽게 이해할 수 있으며, 객관적 시뮬레이션 데이터를 통해 효과적 운영이 가능하다. 또한 컴퓨터 시뮬레이션을 이용하여 눈에 보이지 않는 공기에 대한 거동 예측과 에너지 효율 측면에서 설명 가능한 도구를 제공함으로써 온오프라인 농가 컨설팅 서비스 뿐만 아니라 전문가 양성의 교육 자료로 활용할 수 있다.⁶⁰⁾

축산 산업은 전 세계적으로 탄소 배출과 수질오염을 발생하는 주요 산업 중 하나이다. 생산과정에서의 폐기물, 축산 악취, 다양한 질병(인수공통 전염병 등)의 원인이 된다. 한국의 경우 축산농가의 수는 감소하고 있지만 증가하는 수요를 만족시키기 위하여 축산 시설물이 대형화 되고 있는데 특히 축사로 이로 인한 악취 등으로 인해 주변 민가의 민원이 증가하고 있는 실정이다.⁶¹⁾ 이러한 현장문제 해결은 디지털 트윈 기술의 다양한 분석 방법 및 사전 예측 기능을 활용하여 악취 등 오염 원인에 대한 객관적인 데이터 제공과

58) *ibid.*, p.403.

59) U. H. Yeo, I. B. Lee, R. W. Kim, S. Y. Lee, and J. G. Kim. (2019). Computational fluid dynamics evaluation of pig house ventilation systems for improving the internal rearing environment, *biosystems engineering*, 186, 259–278.

60) J. G. Kim, I. B. Lee, K. S. Yoon, T. H. Ha, R. W. Kim, U. H. Yeo, and S. Y. Lee. (2018). A study on the trends of virtual reality application technology for agricultural education, *Protected Horticulture and Plant Factory*, 27(2), 147–157.

61) U. H. Yeo, C. Decano-Valentin, T. Ha, I. B. Lee, R. W. Kim, S. Y. Lee and J. G. Kim. (2020). Impact Analysis of Environmental Conditions on Odour Dispersion Emitted from Pig House with Complex Terrain Using CFD, *Agronomy*, 10(11), 1828.

함께 조치후 부작용을 최소화함으로써 지역 주민 간의 갈등을 해소하는데 도움을 줄 수 있다.

축산 산업은 축산인의 고령화, 노동력 부족, 인건비 증가 등으로 어려운 상황에 놓여 있으며, 이를 해결하기 위해 축산 자동화와 데이터 중심의 축산 경영을 통한 선진형 축산을 추구하고 있다. 특히, 기후와 먹거리가 다른 해외 시스템 도입의 한계로 인해 한국형 스마트 팜 기술의 확보는 더욱 중요하다. 디지털 트윈 플랫폼은 매우 복잡한 형태의 농업 생산에 있어 경험적 생산에서 예측 가능한 복합 데이터 분석 중심의 생산을 가능하게 한다.

스마트축산은 기존 경험 중심 축산업과 ICT 기술의 융합을 통해 생산성을 향상하기 위한 축산업 방식이다. 특히 원격에서 제어가 가능한 1세대 수준의 기술이 현장에 보급되고 있으나, 다양한 정부의 보조 사업이 있음에도 불구하고 기술 도입비가 높아 투자 대비 효과에 있어서 부정적인 의견도 존재하는 게 현실이다. 디지털트윈은 다양한 조건에 따른 매우 지능화된 방식의 생산을 가능하게 하고, 특히 단순한 원격 제어 수준에서 공간의 제약 없이 가상의 디지털 트윈에서 현실 세계 제어가 실시간으로 이루어져 무인화가 가능하도록 할 수 있다. 무인화는 결국 사람을 대신할 수 있는 로봇 관련 기술과의 융합을 통해 운영 관리에 필요한 인력·비용·시간 절감 효과가 가능할 때 그 효과가 나타날 것으로 판단된다. 현재 개발되고 있는 로봇 기술은 무인화보다 편리성 중심이지만 디지털 트윈 기술과의 연계를 통해 육안으로 확인이 불가하거나 위험성이 높은 작업을 실시간 모니터링 하거나 가상공간에서 제어하여 사고 예방 및 피해 최소화가 가능하도록 할 수 있다.

디지털 트윈 플랫폼은 생산 분야뿐만 아니라 생산물의 가공 및 포장, 운송 및 소비 등과 연계된 스마트 시티, 스마트 환경 등 다양한 디지털 트윈 간 상호작용과 실시간 자율 협력을 위한 디지털 트윈 연합을 통해 디지털 트윈 모형 간 연계를 통한 새로운 비즈니스 모델로 발전할 것으로 예상된다. 특히 표준화된 공통 서비스 엔진 기술과 개방형 인터페이스를 통한 연합 디지털 트윈에서 신규 서비스가 생성될 수 있는 기술이 확보될 것으로 전망된다.⁶²⁾

62) D. Y. Jeong, S. H. Kim, I. B. Lee, U. H. Yeo, S. Y. Lee, J. G. Kim, S. J. Park, op.cit., p.403.

라) 스마트축사에서 디지털 트윈 적용 사례

지금까지 스마트 축사에 적용하기 위한 디지털 트윈 기술들을 살펴보았다. 가축 농장에서는 물리적 자산으로부터 실시간으로 얻을 수 있는 데이터가 많다. 디지털 트윈은 이러한 실시간 데이터를 기반으로 가축의 건강과 웰빙을 개선하고 수익을 극대화할 수 있다. 본 절에서는 디지털 트윈 플랫폼을 이용하여 축사 운영 사례들에 대해서 기술한다.

(1) 디지털 트윈을 적용한 정밀 축산

축산 분야의 디지털 트윈 기술은 아직 초기 단계에 있지만 정밀 축산(Precision Livestock Farming : PLF)의 사용은 현재 기술을 활용하여 동물 복지 관리를 개선하고 이에 따라 동물 제품 생산을 개선하고 있다. 인건비 상승과 함께 축산업의 자동화 요구 증가는 PLF 추세를 주도하고 있다. 실제로 PLF 시장은 2020년 31억 달러에서 2025년 48억 달러로 크게 성장할 것으로 예상된다.⁶³⁾ PLF를 통해 축산업 산업의 문제를 해결하는 독특한 방법을 보여 줌으로써 가축 농장에서 디지털 트윈 기술을 구현할 수 있는 길을 열었다. 디지털 트윈 기술 개발의 핵심 도구인 웨어러블 동물 센서는 Neethirajan과 그의 팀이 설명한 대로 PLF에서 이미 사용되었다.⁶⁴⁾

(2) 가축의 실시간 3D 안면의 가상화

적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network : GAN) 머신 러닝 알고리즘을 사용하여 농부는 가축의 실시간 3D 얼굴을 가상의 디지털 트윈

63) MarketsandMarkets. Precision Livestock Farming Market with COVID-19 Impact Analysis by System Type, Application, Offering, Farm Type, Farm Size and Geography-Global Forecast to 2025. 2020. Available online: <https://www.reportlinker.com/p05812010/Precision-Livestock-Farming-Market-by-Functional-Process-Hardware-Application-And-Geography-Analysis-Forecast-to.html> (accessed on 18 December 2020).

64) S. Neethirajan. (2017). Recent advances in wearable sensors for animal health management, *Sens. Bio Sens. Res.*, 12, 15-29.

으로 생성할 수 있다. 농부는 가상 모델에 있는 귀 위치 및 눈 영역과 같은 항목을 조사하여 동물 행동을 더 잘 예측하고 가축 스트레스를 예측하며 통증 및 질병의 초기 징후를 관찰할 수 있다.

(3) 양돈 축사의 에너지 관리

온도, 습도 및 암모니아 등의 요인은 축사 내부의 가축의 편안함과 건강에 큰 영향을 미친다. 건축 전에 양돈 축사의 디지털 트윈을 생성하여 농부는 최적의 조건을 만들기 위해 창문, 팬 및 히터의 효율성을 테스트할 수 있다. ETRI에서는 EnergyPlus의 시뮬레이션과 한국의 실제 양돈 농장에서 사용할 고효율 팬을 결정하기 위해 디지털 트윈을 만들었다.⁶⁵⁾ 온도 및 습도 데이터는 실제 양돈 축사에서 수집되어 시뮬레이션에 사용되었다. 연구원들은 다양한 팬 용량과 위치를 테스트하고 그 결과를 바탕으로 가장 에너지 효율적이고 효과적인 솔루션을 선택했다.

(4) 방목 가축의 움직임 모니터링

축산 농가는 GPS(Global Positioning System)와 WSN(Wireless Sensor Network) 추적 기술을 사용하여 넓은 방목 지역에서 특정 동물의 위치를 식별할 수 있을 뿐만 아니라 방목 패턴과 행동을 관찰할 수 있다.⁶⁶⁾ 또한 질병이 조기에 발견되면 추적 기술을 통해 농부가 아픈 가축에 가까이 있었던 동물을 쉽게 찾아낼 수 있어 질병의 확산과 가축의 손실을 방지할 수 있다.

(5) 젖소의 성장과 발달에 대한 이해

젖소의 디지털 트윈은 송아지에서 성체까지의 동물 성장 및 발달 단계를

65) S. K. Jo and S. H. Kim, (2020). A case study of digital twin-based smart livestock, *Journal of the Korean Telecommunications Society*, 45(8), 1471481.

66) J. K. Park and E. Y. Park, (2020). Animal Monitoring Scheme in Smart Farm using Cloud-Based System, *ECTI-CIT Transactions*, 15(1), 24–33.

더 잘 이해하는 데 사용할 수 있다. 다중 에이전트 기술 플랫폼은 센서와 종단 데이터를 결합하여 동물의 표현형 특성을 개발한다. 동물의 모양, 행동 및 생리적 기능을 기록하고 동물 발달의 다중 에이전트 계획과 생활 단계 및 생산 주기 관리에 사용할 수 있다.

(6) 가축 모니터링을 위한 인공지능 기반 컴퓨터 비전

아일랜드의 신생 기업인 Cainthus는 스마트 카메라 시스템을 사용하여 24시간 동물과 작업을 모니터링한다. 고급 인공지능 기술과 결합된 이 카메라 시스템은 이 실시간 시각적 데이터를 농부가 전화, 데스크톱 컴퓨터 또는 모바일 장치에서 검토할 수 있도록 실행 가능한 통찰력으로 변환한다. 미국 농업 회사인 Cargill은 소의 건강을 추적하기 위해 Cainthus와 협력하고 있다.

(7) 증강 현실로 동물 행동 비교

돼지와 닭의 활동을 관찰하고 센서 기술을 통해 생체 신호를 기록함으로써 농부는 디지털 트윈을 사용하여 꼬리 물기 및 깃털 쪼는 것과 같은 해로운 행동을 예측하고 예방할 수 있는 새로운 솔루션을 설계할 수 있다. 실시간 데이터와 시뮬레이션을 사용하여 농부는 돼지와 닭이 헛간, 축사 및 인구의 변화뿐만 아니라 특정 환경에서 어떻게 반응할지 예측할 수 있다. 증강현실 기술은 예측된 행동과 실제 행동을 비교하여 가축의 복지를 향상시키는 통찰력을 제공한다.

(8) 하이테크 보수계로 번식을 위한 열 주기를 감지

SmartAgriFood 및 Fractals 가속기 프로젝트의 일환으로 디지털 트윈이 하이테크 보수계를 사용하여 젖소의 움직임을 감지하는 데 사용되었다.⁶⁷⁾ 이

67) C. N. Verdoux and J. W. Kruize. (2017). Digital Twins in Farm Management: Illustrations from the FIWARE Accelerators Smart Agri Food and Fractals, *In Proceedings of the 7th Asian-Australasian Conference on Precision Agriculture Digital*,

러한 모니터링을 통해 농부는 인공 수정 노력의 효율성을 극대화할 수 있다.

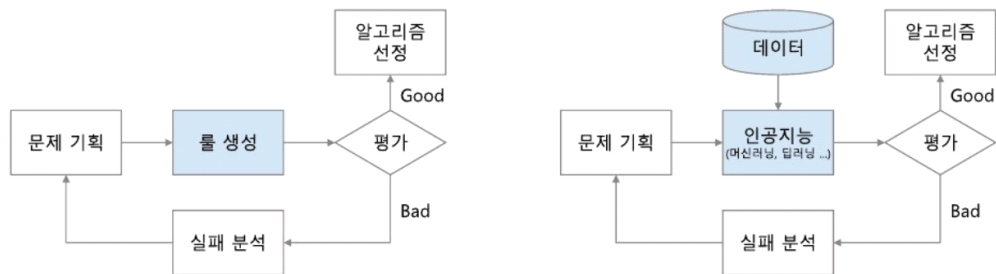
Hamilton, New Zealand, 5, 16-18.

제 3 절 스마트 축사 관련 인공지능의 연구

1) 인공지능과 머신러닝

가) 인공지능의 정의

인공지능(Artificial Intelligence, ai)은 인간의 학습, 추론, 지각 및 언어능력을 컴퓨터가 모방할 수 있도록 연구하고 구현하는 분야로, 궁극적으로 컴퓨터나 기계가 인간의 두뇌처럼 스스로 생각하고 행동하는 것을 목표로 한다. [그림 2-4]은 알고리즘에 대하여 기존의 접근 방법과 인공지능의 접근 방법의 차이점을 보여준다.⁶⁸⁾



[기존의 알고리즘 접근법]

[인공지능의 알고리즘 접근법]

[그림 2-4] 기존 알고리즘과 인공지능 접근법의 차이

과거에는 알고리즘 규칙을 생성하고 평가하는 과정에 인간이 직접 개입하여 문제를 해결했다면, 인공지능은 인간의 개입을 최소화 하고 사전 지식 없이 데이터만을 학습하여 최적의 규칙을 구축한다.

나) 머신러닝

머신러닝은 기계나 컴퓨터가 데이터로부터 학습할 수 있도록 하는 인공지능 기술 중 하나다. 머신러닝을 작동하기 위한 필수 조건은 '데이터'이며, 데

68) John D. Kelleher, (2019). *Deep Learning*.

이터를 통해 문제를 해결하고자 하는 어떤 분야에서든 머신러닝을 적용한 사례를 쉽게 찾아볼 수 있다. 예를 들어, 제조업은 공장 센서를 통해 실시간으로 데이터를 수집하여 제품의 품질을 관리하거나 이상 신호를 탐지하여 설비의 결함을 사전에 대비하는 데 머신러닝을 활용한다. 마케팅 및 영업 분야에서는 과거 구매자의 검색 및 구매 기록을 통해 앞으로 구매할 가능성이 큰 상품을 추천하기도 한다. 또한, 운송이나 배달 수요가 늘어나면서 주어진 시간 내에 수익성을 높이고 이동 경로를 효율적으로 배치하는 문제에서도 머신러닝이 핵심 기술로 사용되고 있다.

인공지능은 컴퓨터 과학(Computer Science)을 이용하는 기술을 통칭한다. 그중, 데이터를 기반으로 기계를 학습시키려는 분야를 머신러닝이라 부르며 최근에는 머신러닝과 딥러닝을 다음과 같이 구분하여 사용하고 있다.

- 인공지능 : 머신러닝과 딥러닝을 포함한 컴퓨터 과학, 전산학, 통계 및 개발 등 모든 관련 기술
- 머신러닝 : 정형 데이터(데이터베이스의 정해진 규칙에 맞춰 행과 열로 구성된 데이터)를 활용한 인공지능 분야
- 딥러닝 : 비정형 데이터(영상, 텍스트, 음성 등)를 활용한 인공지능 분야⁶⁹⁾

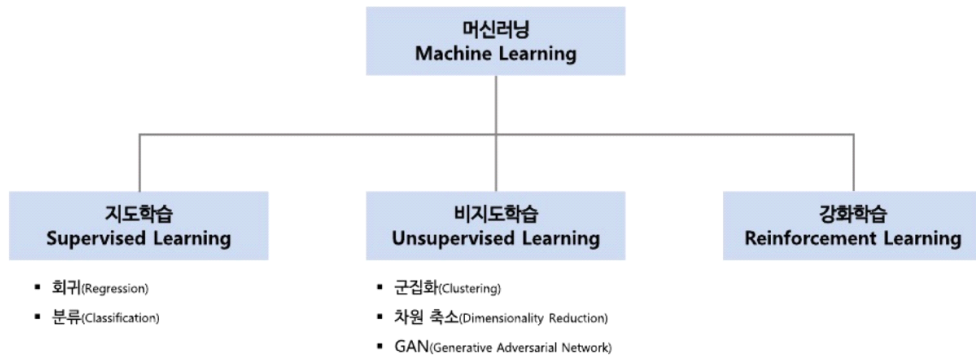
데이터 형식(정형/비정형)으로 머신러닝과 딥러닝을 구분 짓는 것은 사전적 정의에 기반한 것은 아니다. 실제로는 머신러닝과 딥러닝 모두 데이터 형식에 상관없이 모두 적용할 수 있지만, 보통 머신러닝은 정형 데이터에서, 딥러닝은 비정형 데이터에서 성능이 좋기 때문에 위와 같이 의미가 통용되고 있다.

다) 머신러닝의 구분

머신러닝의 학습 방법은 [그림 2-5] 처럼 지도학습(Supervised Learning),

69) John D. Kelleher, *ibid.*, p.45.

비지도학습(Unsupervised Learning) 그리고 강화학습(Reinforcement Learning) 세 가지로 구분된다.



[그림 2-5] 머신러닝 구분

지도학습은 정답이 주어진 데이터를 활용하여 알고리즘을 통해 산출된 예측값과 정답을 비교하며 학습하는 방법이다. 반면, 비지도학습은 정답이 주어지지 않은 데이터를 탐색하여 패턴이나 내부 구조를 파악하는 학습방법이다. 또한, 강화학습은 자신이 한 행동에 대한 보상을 받으며, 그 보상을 최대화할 수 있는 행동을 찾는 학습방법을 말한다.⁷⁰⁾

라) 지도학습(Supervised Learning)

지도학습은 정답 혹은 레이블(Label)이 있는 환경에서 입력 데이터(Input Data)에 대한 출력 데이터(Output Data)를 주어 입·출력 사이의 관계를 학습하는 것이다. 마치, 공부하는 학생이 직접 계산한 예측 결과와 선생님이 알려준 정답을 비교하면서 학습 능력을 키우는 과정과 유사하다. 지도학습의 장점은, 정답을 비교하고 틀린 정도를 확인할 수 있는 점, 알고리즘의 현재 상태를 평가할 수 있는 점 등이다.

지도학습은 회귀(Regression) 문제와 분류(Classification) 문제로 나눌 수 있다. 회귀 문제는 출력 변수가 주가, 속도, 키와 같은 연속형 변수를 예측해

70) John D. Kelleher, *ibid.*, p.45.

야 하는 문제이며, 분류 문제는 출력 변수가 성별, 동물의 종류처럼 두 개 혹은 그 이상의 클래스일 때를 말한다.

대부분의 지도학습 모형은 회귀나 분류에 상관없이 모두 적용할 수 있지만, 방법론 내부의 손실 함수(LossFunction)가 다르다는 차이점이 있다. 손실 함수는 학습 데이터 n 개에 대한 예측 결과($\hat{y}_i$)와 실제 정답(y_i) 사이의 차이를 의미하며 얼마나 틀렸는지를 채점하는 함수다. 회귀에서 사용하는 대표적인 손실 함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error; MSE), 분류에서는 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error; CEE)를 사용한다. MSE는 예측값과 실제값의 유클리디안 거리(Euclidean Distance)을 측정한다. CEE는 두 확률 분포의 차이를 측정한다. 대표적인 지도학습 방법은 다음과 같다.

(1) 선형 회귀 모델(Linear Regression Model)

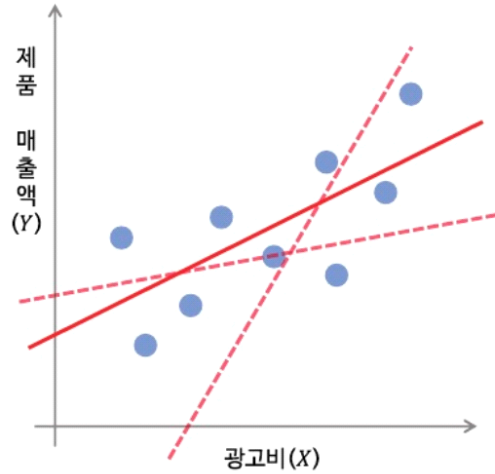
선형 회귀 모델은 $y = f(X) + \epsilon$ 의 형태로 출력 변수(Y)와 입력 변수(X) 사이의 관계를 수학적 모형으로 추정한다. 즉, 입력 변수로 출력 변수를 예측하거나 입·출력 사이의 관계를 규명할 때 수식을 사용한다. 오차항 ϵ (Epsilon)은 설명될 수 없는 외부 요인이나, 측정의 한계로 인해 생긴 잡음(Noise)을 나타낸다.

[그림 2-6]은 광고비와 제품 매출액의 관계를 표현한 그래프다. 그래프를 통해 광고비가 증가하면 제품 매출액이 상승하는 양의 상관관계를 파악할 수 있다.

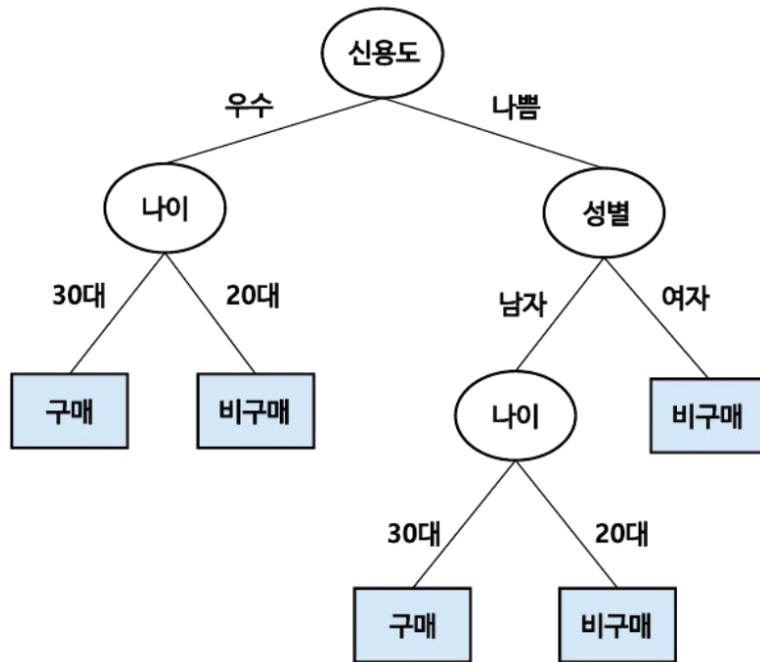
(2) 의사결정 나무(Decision Tree)

의사결정 나무는 입력 변수를 조합한 규칙으로 인해 출력 변수를 예측하는 모델로 [그림 2-7]과 같이 나무를 뒤집은 모양과 유사한 형태를 보인다.

기본적인 모델의 개념은 '예' 또는 '아니요' 중 하나로만 답변하여, 정답의 후보를 줄여 가면서 최종 정답을 찾아내는 방식이다. 이 모델은 해석이 직관적이라는 장점이 있지만 단일모델로 사용하기에는 예측 성능이 낮다는 단



[그림 2-6] 선형 회귀 모델



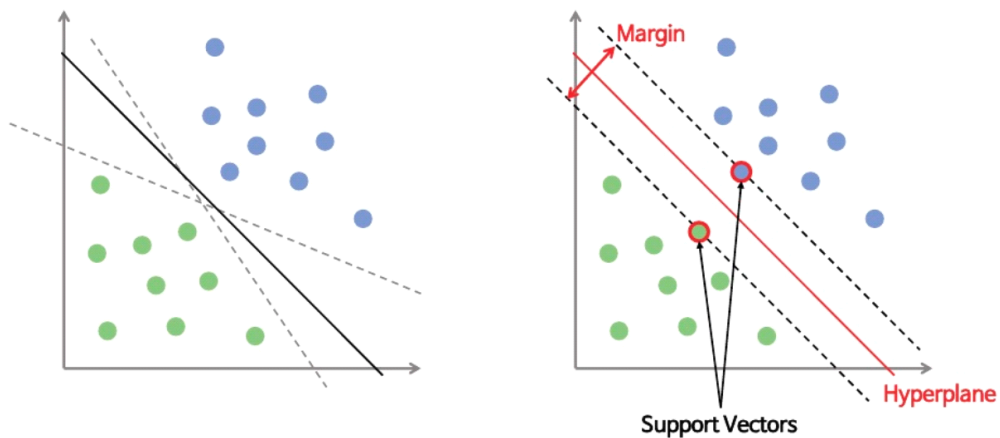
[그림 2-7] 제품 구매 여부에 대한 의사결정 나무

점이 있다. 그렇기에 주로 여러 개의 단일 모델을 통합하여 결과를 도출하는 랜덤 포레스트(Random Forest)와 같은 앙상블(Ensemble) 모형에 자주 사용

된다.

(3) Support Vector Machine (SVM)

SVM은 2010년도 초반까지 다양한 분야에서 사용된 방법론으로 예측 성능이 높으며 과적합에 면역능력이 있는 모델이다. 회귀에서는 Support Vector Regression(SVR), 이상치 탐지(Anomaly Detection) 문제에서는 Class SVM



[그림 2-8] SVM(Support Vector Machine)

으로 사용한다. SVM은 클래스를 가장 잘 나눌 수 있는 결정 경계(Decision Boundary)를 정하는 모델이다. [그림 2-8]의 왼쪽 그래프의 가운데 실선이 두 클래스를 분류하는 일반화된 가장 좋은 결정 경계선이라고 할 수 있다.

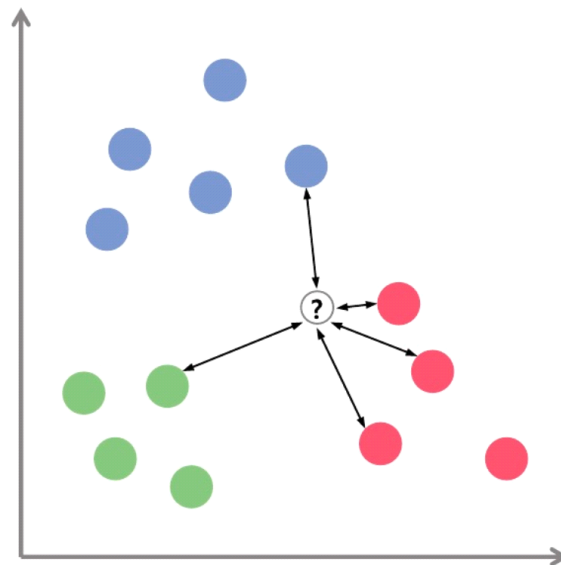
각 클래스에서 결정 경계와 가장 가까운 데이터를 서포트 벡터(Support Vector)라고 하며, 두 클래스 사이의 거리를 마진(Margin)이라고 한다. 마진을 최대화하는 결정 경계를 초평면(Hyper Plane)이라고 하며, 이 초평면을 찾는 것이 SVM의 목적이다.

SVM은 여러 연구에서 예측 성능으로 상위권에 있는 모델 중 하나이지만, 결정해야 할 초 매개변수(Hyper Parameter)가 많고 학습 속도가 느리다는 단점이 있다. 데이터의 형태에 따라 학습이 불가능하기도 하다. 또한, 회귀 모델과 의사결정 나무와는 다르게 해석이 힘들기 때문에 설명력 관점에서는 SVM

을 사용하기 어렵다.

(4) k-Nearest Neighbors (k-NN)

k-NN은 새로운 데이터 포인트의 k개 가장 가까운 이웃들의 대부분의 클래스를 기반으로 새로운 데이터 포인트를 분류한다. 여기서 k는 사용자가 지정하는 양의 정수이며, 데이터 포인트 간의 거리는 일반적으로 유클리드 거리를 사용하여 계산된다. 다른 거리 측정 방법도 사용 가능하다. [그림 2-9]에서 새로운 데이터(물음표)의 클래스를 가장 가까운 데이터 5개를 고려하여 예측한다. 우리가 납득하기에도 매우 직관적이고 실제로 많은 연구에서 높은 예측력을 보여준 알고리즘이다. 하지만 새로 입력되는 데이터와 기존의 데이터

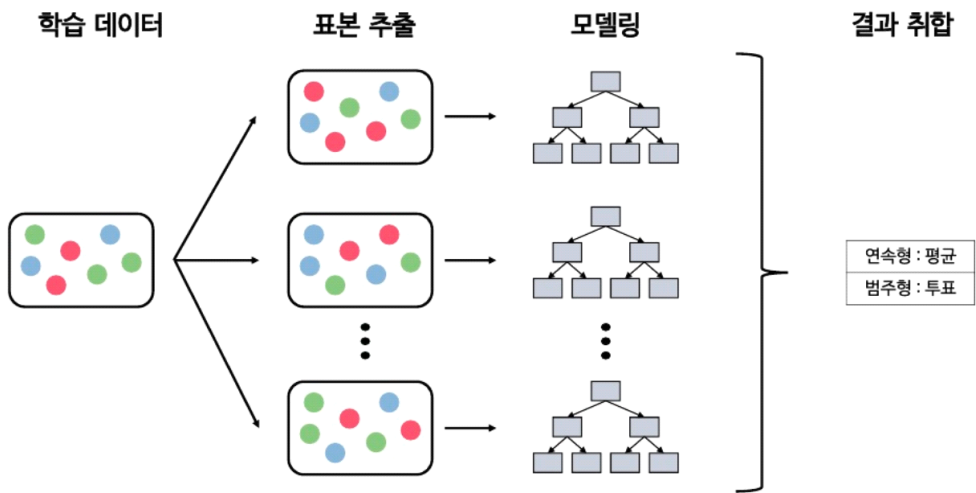


[그림 2-9] k-NN(k-Nearest Neighbors)

사이의 거리를 모두 계산하고 비교해야 하므로 데이터가 많을수록 학습 속도가 급격하게 느려지는 단점이 있다.

(5) 앙상블 모형 (Ensemble Model)

앙상블 모형은 여러 개의 머신러닝 모델을 조합해서 구성된 모델을 의미한다.. 앙상블 모형은 각각의 모델이 예측을 하고, 이들 예측 결과를 조합해서 최종 예측을 수행한다. 이렇게 조합된 예측은 각각의 모델보다 성능이 좋게 나오기도 한다. [그림 2-10]는 앙상블 모형이 '표본 추출+모델링' 과정을 여러 번 반복하여 진행됨을 나타낸다. 반복 모델링한 여러 결과값을 회귀에서는 평균, 분류에서는 투표를 통한 다수결로 최종 예측값을 결정한다. 앙상블 모형의 대표적인 방법론으로는 배깅(Bagging), 부스팅(Boosting), 그리고 랜덤 포레스트(Random Forest)가 있다.



[그림 2-10] 앙상블 모형의 기본 과정

배깅은 Bootstrap Aggregating의 줄임말로 원본 데이터셋을 여러 개의 작은 데이터셋으로 나누고, 각각의 작은 데이터셋에서 새로운 훈련 데이터셋을 생성하는 과정을 반복한다. 부스팅은 각각의 모델이 순차적으로 학습되며, 이전 모델의 오차를 수정해가며 새로운 모델을 학습하는 방법론이다. 랜덤 포레스트는 여러 개의 의사결정나무(Decision Tree) 모델을 조합한 모델로, 각 의사결정 나무 모델링 단계에서 변수를 랜덤으로 선택하여 진행하는 방법론이다. 배깅과 랜덤 포레스트는 각 반복의 모델링이 독립적으로 진행되지만, 부스팅은 연속적으로 진행된다. 또한, 배깅과 부스팅은 각 반복 과정에서 갖고 있는 모든 변수를 기반으로 하여 모델링하지만, 랜덤 포레스트는 변수를

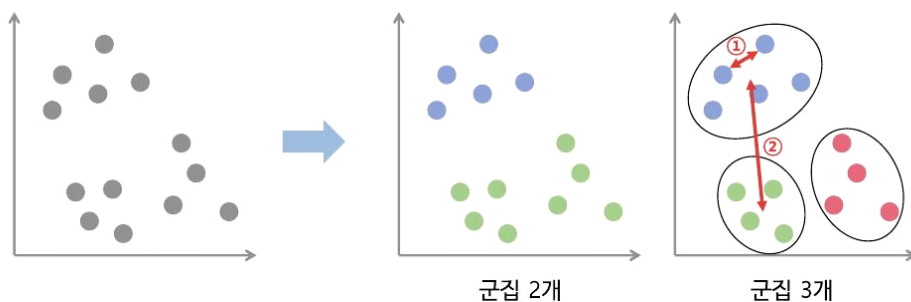
랜덤하게 선택하여 의사결정 나무의 형태에 다양성을 갖도록 한다.

마) 비지도 학습(Unsupervised Learning)

비지도 학습은 정답 혹은 레이블이 주어지지 않고, 데이터 자체에서 규칙이나 패턴을 찾아내는 학습 방법이다. 주로 비슷한 데이터를 그룹화하거나 데이터의 숨겨진 특징(Feature)을 추출하여 지도학습의 전처리 단계로 사용하기도 한다. 정답이 없기 때문에 모델 결과에 대해 분석가가 직접 개입하여 해석해야 하는 경우가 많다.

(1) 군집화 (Clustering)

군집화는 데이터 집합을 여러 그룹으로 묶는 기법이다. 명확한 데이터 분류 기준이 없는 상태에서 특징이 유사한 데이터끼리 묶어 여러 개의 군집(클러스터, 부분 또는 그룹)으로 나눈다. 군집의 개수는 분석 목적에 따라 사전에 정의하거나 군집 정도를 나타내는 지표(Dmn Index, Silhouette 등)를 참고하여 정할 수 있다. 군집 과정은 [그림 2-11]의 군집 내 응집도 최대화, 군집 간 분리도 최대화 두 가지 원리를 토대로 진행된다. 군집 내 응집도 최대화는 동일한 군집에 소속된 개체들은 서로 유사할수록 좋다. 군집 간 분리도 최대화는 상이한 군집에 소속된 개체들은 서로 다를수록 좋다.



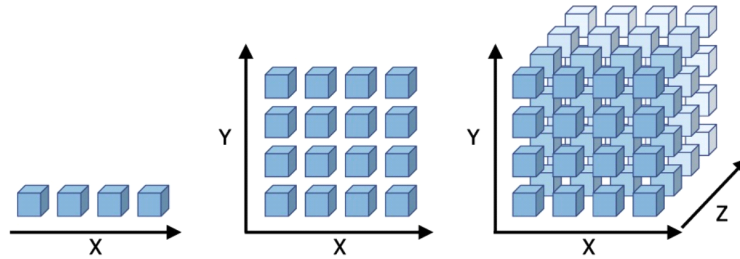
[그림 2-11] 군집화의 원리와 군집 개수에 따른 결과

군집화의 대표적인 방법론에는 k-Means Clustering, Hierarchical

Clustering, Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise(DBSCAN) 등이 있다.

(2) 차원 축소 (Dimensionality Reduction)

입력 변수의 개수는 공간의 차원을 의미한다. 변수 1개는 1차원 그래프인 직선으로, 변수 2개는 2차원의 평면, 변수 3개는 X, Y, Z축의 3차원 공간으로 표현할 수 있다. [그림 2-12]은 차원이 높아질수록 해당 공간을 채우기 위해서 많은 블록이 필요하다는 것을 보여준다. 즉, 입력 변수의 개수가 많을수록 해당 공간을 설명하기 위해서는 학습 데이터가 많이 필요하다는 것을 말한다. 그렇기 때문에 불필요한 변수가 포함되면 모델 성능에 악영향을 줄 수 있다. 이러한 현상을 차원의 저주(The Curse of Dimensionality) 라고 한다. 차원의 저주를 완화하고자 변수의 개수를 줄이는 변수 선택(Feature



[그림 2-12] 차원의 저주

Selection)과 변수 추출 (Feature Extraction) 방법론을 사용한다. 변수 선택은 갖고 있던 변수 중에서 일부 변수만 선택하여 학습에 사용하는 것이다. 반면, 변수 추출은 변수를 조합하여 새로운 변수로 재창조하는 것이다.

차원 축소는 차원의 저주를 해결할 수 있는 방법 중 하나이며 고차원 데이터를 인간이 인지 할 수 있는 2, 3차원으로 축소하여 데이터를 시각화할 수 있다는 장점도 있다. 차원 축소 방법론으로는 Principal Component Analysis (PCA), 다차원 척도법 (Multi-Dimensional Scaling, MDS), Locally Linear Embedding(LLE), t-Stochastic Neighbor Embedding(t-SNE) 등이 있다.

바) 인공지능 모델 성능 지표⁷¹⁾

학습이 완료된 인공지능 모델의 성능을 평가하기 위해서 검증 및 테스트 데이터로 측정하고 모니터링 하는 수단 인공지능 모델 성능 지표다. 모델에는 어떠한 영향도 미치지 않는다. 성능 지표도 손실 함수와 마찬가지로 문제의 목적이 회귀 또는 분류인지에 따라 결정된다.

(1) 회귀

연속형 출력 변수를 예측하는 회귀 문제에서 대표적으로 사용되는 성능 지표는 MSE와 Mean Absolute Percentage Error(MAPE)가 있다. MAPE는 실제값 대비 오차의 정도를 백분율로 나타내기 때문에 출력 변수의 단위에 영향을 받지 않는다는 장점이 있다. y_i 와 $\hat{y}_i$ 는 각각 실제값과 예측값을 나타낸다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100$$

(2) 분류

범주형 출력 변수를 예측하는 분류 문제에서는 [그림 2-13]의 Confusion Matrix의 형태로 모델 성능을 판단한다. Positive는 우리가 예측하고자 하는 주요 이벤트 발생을 말하며 7=1로 표현한다.

71) John D. Kelleher, *ibid.*, p.50.

		예측값	
		Positive	Negative
실제값	Positive	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	Negative	FP (False Positive)	TN (True Negative)

[그림 2-13] Confusion Matrix

정확도(Accuracy)는 전체 데이터 중 모델이 올바르게 분류한 비율이다. 수식은 아래와 같다.

$$\text{정확도} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

정밀도(Precision)는 예측값이 Positive라 분류된 것 중 실제값이 Positive인 비율이다. 수식은 아래와 같다.

$$\text{정밀도} = \frac{TP}{TP + FP}$$

재현도(Recall)는 실제값이 Positive인 것 중 예측값이 Positive라 분류된 비율이다. 수식은 아래와 같다.

$$\text{재현도} = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1 Score는 정밀도와 재현도의 조화평균이다. 수식은 아래와 같다.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

분류 문제에서는 각 클래스가 갖는 데이터량의 차이가 큰 경우 데이터 불

균형 문제(Data Imbalanced Problem)가 발생한다. 예를 들어, 금융 회사나 온라인 쇼핑에서 사기 거래를 막고자 결제 내역을 확보한다면 대부분의 데이터는 정상 거래 내역일 것이다. 아주 극소수 의 데이터만이 금융사기 거래에 속하게 된다.

2) 딥러닝

딥러닝(Deep Learning)은 이미지나 음성, 텍스트와 같은 비정형 데이터에서 획기적인 성능 향상을 보여준 인공지능의 핵심 기술이다.

[표 2-5] 머신러닝과 딥러닝의 차이

	머신러닝	딥러닝
활용 데이터 형태	정형 데이터	비정형 데이터
데이터 의존도	데이터가 적어도, 적정 수준의 성능 확보 가능	데이터가 적으면, 성능이 좋지 않음
하드웨어 의존도	저사양 하드웨어에서 실행 가능	고사양 하드웨어 (Graphics Processing Unit, GPU) 필요
설명력	회귀분석, 의사결정 나무등 설명력이 강점인 방법론이 있음	모델 내부 연산 논리에 대해 추론이 어려움
문제 해결 방법	분석가가 임의로 문제를 여러 단계로 나누어 해결	End-to-End 방식으로 입력부터 출력까지 분석가의 개입 없이 가능
특징 (Feature) 추출	도메인 지식 또는 분석가의 의견이 반영되어 생성(Feature Engineering)	딥러닝 네트워크 내부에서 스스로 학습 (Feature Extraction)

[표 2-5]은 머신러닝과 딥러닝을 비교했을 때 상대적인 차이점을 보여준다. 딥러닝은 이미지나 텍스트와 같은 복잡한 구조의 비정형 데이터를 다룰

때 머신러닝보다 잘 작동한다. 비정형 데이터의 경우 일반적으로 높은 차원의 형태로 구성되어 있다. 차원이 높은 만큼 모델을 잘 학습시키기 위해서는 대용량 데이터가 필수이며 딥러닝은 내부가 복잡하고 연산량이 많기 때문에 고 사양 하드웨어가 필요하다.

전통적인 음성 인식 시스템은 임의로 생성한 특징을 오디오에서 추출하고, '음소'라고 불리는 발음의 기본 요소를 인식하여 인식된 음소들을 연속되게 나열하면서 텍스트 문장으로 전환한다. 하지만 End-to-End 방식을 추구하는 딥러닝은 음성이 입력되면 완성된 문장까지 바로 출력하도록 하나의 네트워크로 구성된다. 이 과정에서 딥러닝 네트워크는 음성이 텍스트로 잘 전환되게 하는 특징을 추출하기 때문에 인간의 개입없이 학습이 가능하다. 단, 추출된 특징은 복잡하기 때문에 우리가 이해하거나 해석하기에는 어려움이 있다.

딥러닝은 인공신경망(Artificial Neural Network)에서 발전된 기술로 사람의 뇌구조를 모방하여 설계되었다.

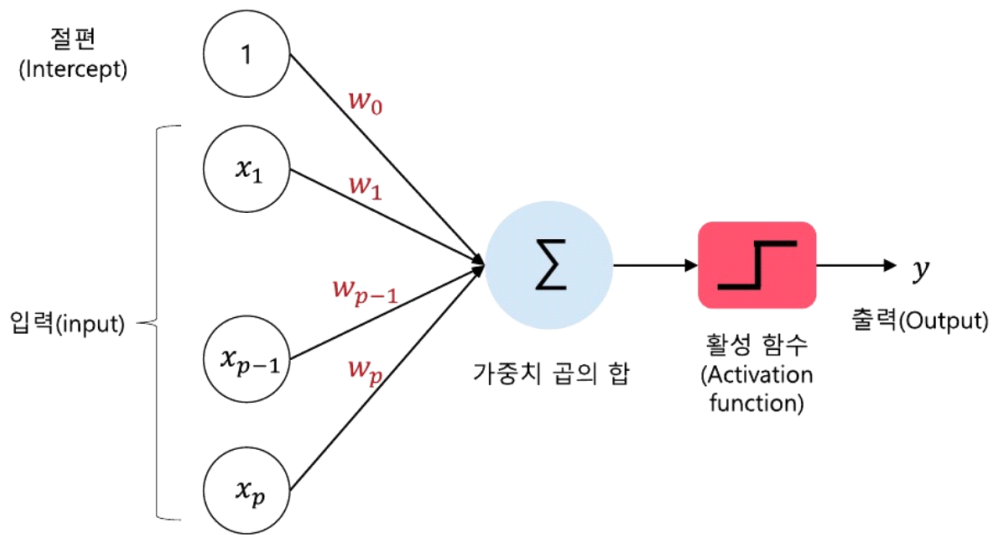
가) 퍼셉트론 (Perceptron)

사람의 뇌에는 뉴런(Neuron)이라고 하는 수천억 개의 신경 세포가 모여 있다. 뉴런은 여러 자극을 입력받아 어떠한 연산으로 합산을 한 뒤 다음 뉴런으로 신호를 전달한다. 이때 합산된 신호 값이 임의의 임계값 이상이면 다음 뉴런으로 출력하고, 그렇지 않으면 아무것도 하지 않는다. 이와 유사하게 딥러닝은 기본 단위인 퍼셉트론으로 작동된다. 퍼셉트론도 뉴런과 마찬가지로 데이터를 입력받아 가중치와 입력값을 조합하여 다음 퍼셉트론으로 전달하는 구조로 되어 있다.

인공신경망은 퍼셉트론 여러 개가 모여 복잡한 업무를 수행하는 네트워크 구조라고 할 수 있으며 딥러닝은 인공신경망을 더 크고 깊게 확장한 것이다.

[그림 2-14]은 퍼셉트론의 구조를 나타낸다.

$1, x_1, x_2, \dots, x_p$ 는 입력 신호, y 는 출력 신호, $w_1, w_2, \dots, w_p$ 는 가중치(Weight)를 나타낸다. 회귀 모델과 비교하면, 가중치는 회귀 계수와 같은 학습 매개변수(Parameter)다. 입력 신호와 가중치의 곱을 모두 더한 값이 활성화



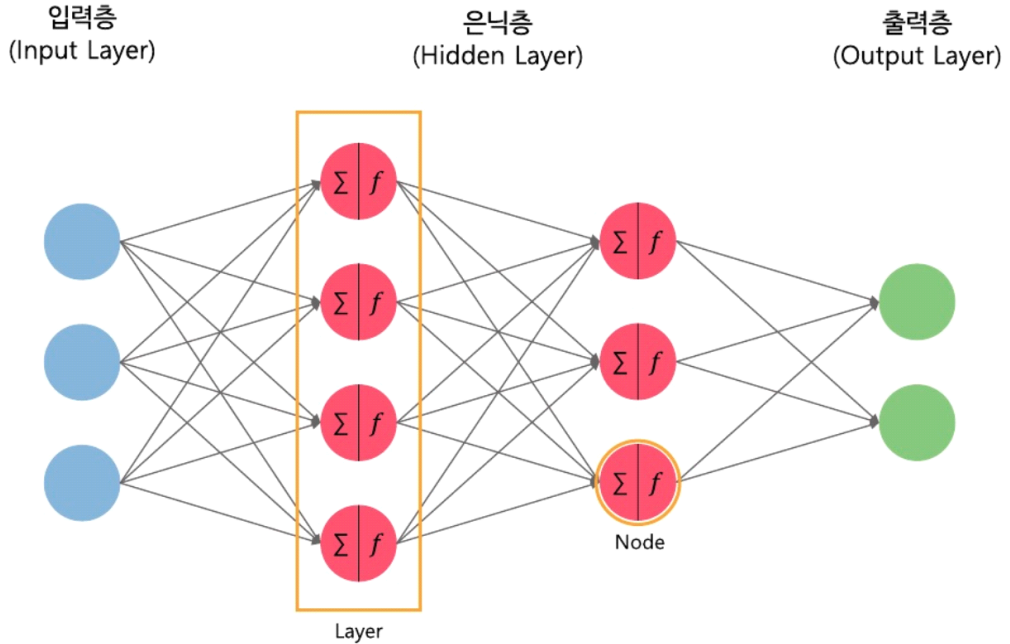
[그림 2-14] 퍼셉트론 구조
 함수(Activation Rinction)를 통하게 된다. 활성 함수는 뉴런처럼 합산된 신호 값을 활성화시켜 다음 퍼셉트론으로 넘겨줄 것인지를 결정한다. 가장 간단한 활성 함수는 다음 수식처럼 합산된 신호 값이 특정 임계치(0)보다 크면 1을 출력하고, 아니면 0을 출력하는 계단 함수(Step Function)다.

나) 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)

[그림 2-15]의 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)은 입력층(Input Layer)과 출력층(Output Layer) 사이에 한 개 이상의 은닉층(Hidden Layer)이 쌓인 구조다.

입력층(Input Layer)은 입력 데이터를 받는 Layer다. 은닉층(Hidden Layer)은 이전 레이어의 출력과 가중치 곱의 합을 입력받음으로써 활성 함수가 적용된 레이어(Layer)다. 출력층(Output Layer)은 다층 퍼셉트론에서 최종 결과를 얻는 레이어(Layer)다.

입력층은 입력 변수 개수만큼, 출력층은 예측 변수 개수만큼의 Node를 갖기 때문에 데이터에 의해 정해지지만, 은닉층의 Layer와 Node 개수는 네트워크를 설계하면서 직접 설정해야 한다. 은닉층의 각 Node에서 퍼셉트론



[그림 2-15] 다층 퍼셉트론 구조
연산이 적용되기 때문에 다층 퍼셉트론에서 Layer와 Node 수가 증가할수록 더욱 복잡한 문제를 풀 수 있다.

다) 인공신경망 알고리즘

(1) 미니 배치

미니 배치라는 것은 학습 데이터를 [그림 2-16]처럼 나눈 것이다. 미니 배치는 순차적으로 모델에 사용된다. 즉, 첫 번째 미니 배치를 통해 Feed Forward와 Back Propagation를 진행한 후 두 번째 미니 배치를 통해 Feed Forward와 Back Propagation를 반복한다. 모든 미니 배치에서 학습이 수행 되면 하나의 주기인 Epoch가 끝난다. 미니 배치를 단순히 배치라고도 표현한다.

(2) 경사하강법 (Gradient Descent Method)



[그림 2-16] 미니 배치

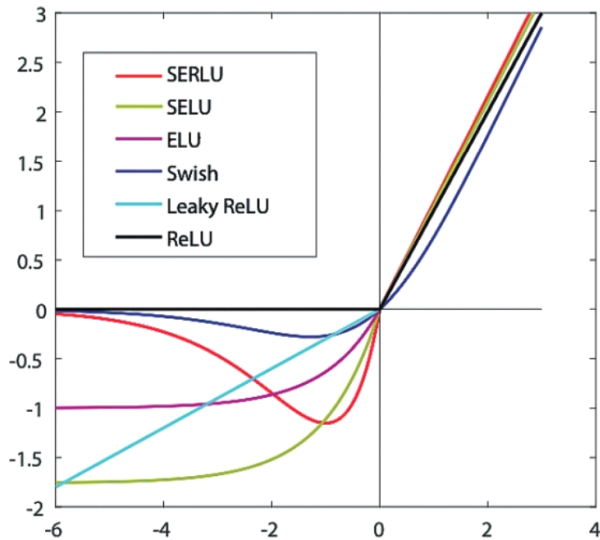
인공신경망은 활성화 함수로 비선형 함수를 사용하며 은닉층이 깊어질수록 함수가 복잡해지기 때문에 미분하여 손실 함수의 최소점을 간단하게 찾을 수 없다. 그러므로 Feed Forward와 Back Propagation을 반복하면서 최적의 가중치를 탐색한다. 이때, Back Propagation 과정에서 오차를 줄이는 방향으로 가중치를 업데이트하는 방식을 '경사하강법'이라고 한다. 경사하강법은 현재 손실 함수의 위치에서 가장 기울기가 가파른 방향으로 학습 매개변수(Parameter)를 업데이트하는 것이다. 기울기는 Gradient라고 불리며 미분을 통해 구할 수 있다.

그 다음으로 정해야 할 것은 학습률(Learning Rate)이다. Learning Rate는 임의로 정하는 HyperParameter로서 너무 작게 설정한 경우에는 Local Minimum에 빠져 최적의 가중치를 얻지 못할 수 있다. 반면, 너무 크게 설정하면 오버슈팅(Overshooting)되어 손실 함수가 발산하므로 학습이 이루어지지 않을 수 있다.

(3) 활성화 함수(Activation Function)

인공신경망이 성능이 좋은 이유 중 하나는 비선형 활성화 함수(Non-linear Function)를 사용하기 때문이다. 활성화 함수는 노드의 입력 신호와 가중치 곱을 더한 값을 입력으로 받는 함수다.

퍼셉트론은 특정 임계치 이상이 되면 신호가 전달되는 Step Function을 사용했지만, 인공신경망에서는 가중치를 찾는 과정에서 미분이 필요하므로, 초기 인공신경망에서는 Step Function의 대안으로 Sigmoid Function을 도입했지만, Gradient Vanishing이라는 기울기 소실 문제가 발생했다. Gradient Vanishing을 극복하고자 [그림 2-17] 처럼 미분 가능한 여러 활성화 함수를 사



[그림 2-17] 활성화함수

용한다. 대표적으로 Rectified Linear Unit(ReLU), Exponential Linear Unit(ELU) 등의 함수를 사용한다.

(4) 출력 함수(Output Function)

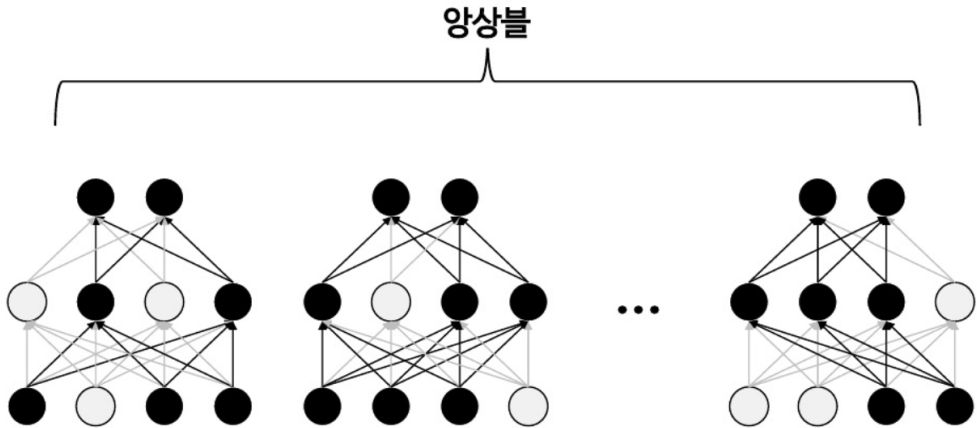
출력 함수는 마지막 출력층의 결과를 목적에 맞는 적절한 형태로 변형해주는 역할을 한다. 회귀 문제이면 입력값을 그대로 출력하는 Identity Function, 분류 문제면 Softmax Function을 사용한다.

Softmax Function은 입력값을 0에서 1사이로 정규화하여 출력값의 총합을 항상 1로 만드는 특징을 갖는다.

(5) 드롭아웃 (Dropout)

인공신경망은 Layer와 Node가 많아질수록 모델이 복잡해지기 때문에 과적합이 발생할 수 있다. Dropout은 과적합을 방지하는 Regularization과 모델을 앙상블하는 효과를 준다.

[그림 2-18] 처럼 Dropout은 학습 과정에서 일정 비율의 노드만 사용하



[그림 2-18] Dropout

며 나머지는 사용하지 않는다. 노드를 끄면 연결된 가중치가 사용되지 않으므로 학습할 Parameter 수가 줄면서 일반화된 모델을 생성할 수 있다. 또한, 각 배치를 학습할 때마다 랜덤하게 노드가 선택되기 때문에 특정 조합에 너무 의존적으로 학습되는 것을 방지하며, 인공지능망을 앙상블하여 사용하는 것 같은 효과를 준다.

(6) Batch Normalization

여러 개의 은닉층을 통과하면서 입력 분포가 매번 변화하는 문제를 Internal Covariance Shift 라고 한다. 이 문제는 학습 과정을 불안정하게 하여 가중치가 엉뚱한 방향으로 업데이트되는 원인이 된다. Batch Normalization은 각 Layer에서 활성 함수를 통과하기 전 정규화를 통해 활성 함수 이후에도 어느 정도 일정한 분포가 생성되도록 하여 Internal Covariance Shift를 해결한다.

라) Convolutional Neural Network(CNN)

Convolutional Neural Network(CNN)는 이미지나 영상을 다루는 컴퓨터 비전(Computer Vision)에서 가장 대표적으로 사용되는 인공지능망이다.

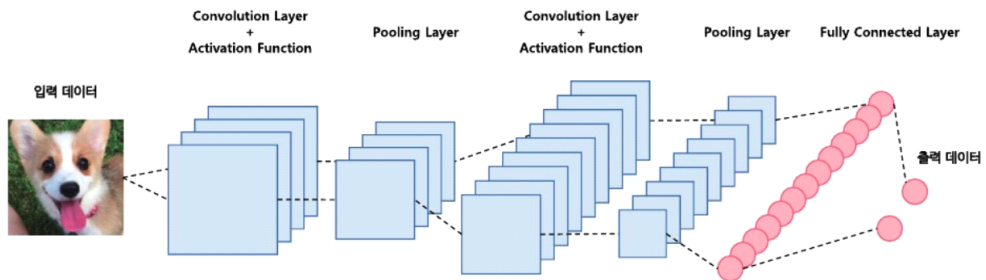
다층 퍼셉트론에 이미지를 적용하기 위해서는 행렬을 1차원의 벡터로 펼쳐주어야 한다. 픽셀 하나는 정형 데이터의 입력 변수 역할을 한다. 하지만 행렬을 정형 데이터의 행으로 풀면서 이미지가 갖는 고유의 특성인 공간적 정보 (Spatial Feature)를 잃어버리게 된다.

이러한 정형 데이터를 입력으로 받는 다층 퍼셉트론의 단점을 CNN은 이미지 그대로 입력을 받음으로써 극복할 수 있다.

(1) CNN 구조

[그림 2-19]를 보면 CNN은 크게 Convolutional Layer, Pooling Layer와 Fully Connected Layer 세 개의 Layer로 구성되어 있으며, 각 Layer의 역할은 다음과 같다.

Convolutional Layer는 이미지의 공간적 정보를 학습한다. Pooling Layer는 Convolution Layer의 차원 형태의 크기를 줄임으로써 학습 Parameter 개수



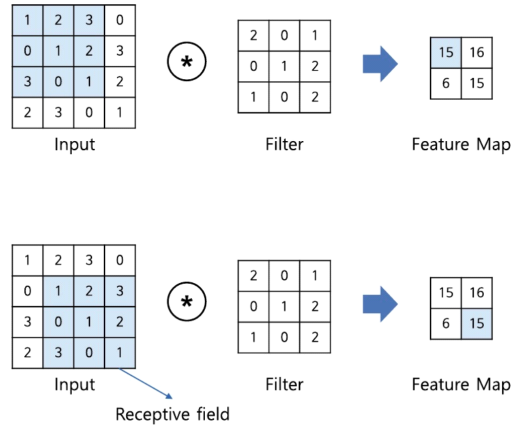
[그림 2-19] CNN구조

를 감소시킨다. Fully Connected Layer는 최종 출력을 위한 다층 퍼셉트론 구조이다.

(2) Convolutional Layer

Convolutional Layer는 CNN에서 가장 핵심이 되는 부분으로 이미지의 중요한 지역 정보(Region Feature)를 뽑는 역할을 한다. Convolutional Layer에서는 이미지에 Filter(또는 Kernel)를 적용하여 Convolution(합성곱 연산)을 수행합니다. Convolution은 Filter가 입력 이미지를 훑으면서 겹치는 부분의

각 원소를 곱하여 모두 더한 값을 출력하는 연산이다.



[그림 2-20] Convolution

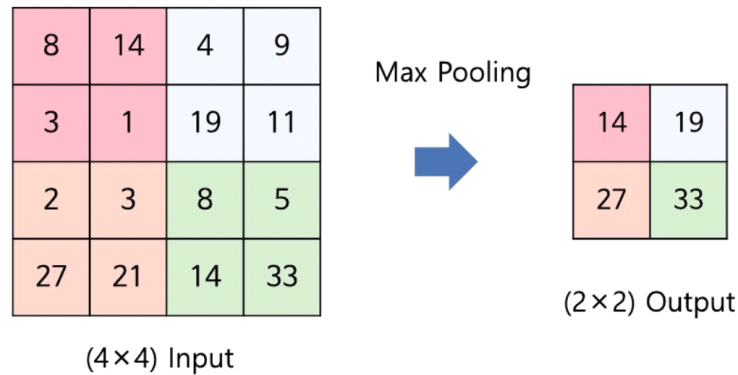
[그림 2-20]의 첫 번째 스텝에서는 입력 데이터의 좌상단 3X3 영역에 Filter를 적용하여 $(1 \times 2) + (2 \times 0) + (3 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 1) + (2 \times 2) + (3 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times 2) = 15$ 라는 값을 도출한다. 이때, Filter가 적용되는 (3×3) 크기의 음영 영역을 Receptive Field라고 부른다. 이렇게 좌상단, 우상단, 좌하단, 우하단 총 네 번의 Convolution을 통해 나온 (2x2) 행렬을 Feature Map한다. Filter는 CNN에서 학습할 가중치로써 다층 퍼셉트론과 마찬가지로 초기에는 랜덤으로 주어지며 손실 함수가 줄어드는 방향으로 학습된다. Convolutional Layer에서 정해야 할 HyperParameter로는 Filter의 크기, Stride와 Padding 사용 여부가 있다.

Filter 크기는 Filter의 높이와 너비, Stride는 Filter를 움직이는 간격, Padding은 Convolution을 수행하면 크기가 줄어드는 것을 방지하고자 입력 이미지 외각에 임의의 값(0또는 이미지의 최외곽과 동일한 값)을 부여하는 기술이다.

(3) Pooling Layer

Pooling Layer은 Convolutional Layer로 계산된 Feature Map의 크기를 줄여 연산량을 줄이는 역할을 한다. 크기를 압축하는 대표적인 방법은 Max Pooling과 Average Pooling으로 [그림 2-21]처럼 Feature Map에서 지정한

영역에서 대표값으로 최대 또는 평균을 취하는 것이다. Pooling Layer는 인접한 픽셀 중 중요한 정보만 남기는 강조 효과를 가져 올 수 있으며, Convolutional Layer와는 달리 단순 계산만 진행하기 때문에 학습할 가중치는 따로 없다. 또한, Pooling Layer는 모든 Convolutional Layer에 적용할 필요는 없으며 선택 사항이다.



[그림 2-21] Max Pooling

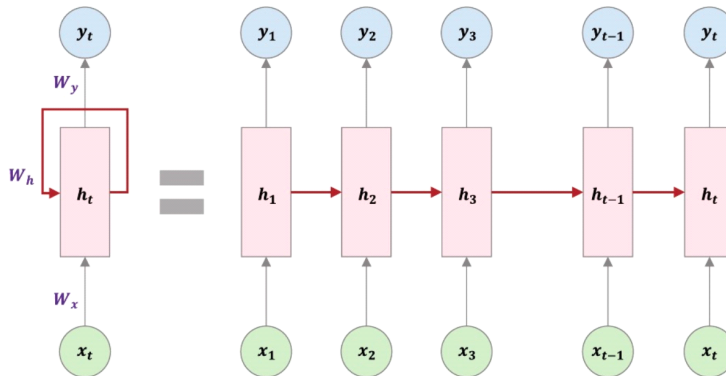
(4) Fully Connected Layer

CNN은 회귀와 분류에 모두 적용할 수 있으며, 다층 퍼셉트론과 마찬가지로 최종 출력값은 분류 문제이면 각 클래스에 대한 예측 확률 벡터, 회귀 문제면 예측값 벡터다. 이미지의 입력 데이터는 Convolutional Layer와 Pooling Layer를 통과하면서 주요 특징만 추출된 여러 개의 Feature Map의 형태다. 고차원의 Feature Map이 출력값의 형태인 1차원 벡터로 변환되기 위해 Flatten Layer를 거치게 된다.

Fully Connected Layer는 Flatten Layer를 통과한 벡터를 출력값의 길이로 변환시키는 역할을 한다. 다층 퍼셉트론의 구조와 같기 때문에 여러 Layer를 쌓아 원하는 구조로 구성하면서 마지막 출력층의 노드 개수만 목적에 맞게 설계하면 된다. 일반적으로 Fully-connected Layer는 Convolutional Layer보다 가중치가 많이 필요하므로 Layer를 많이 쌓는 것은 과적합 및 학습 속도를 늦추는 원인이 된다.

마) Recurrent Neural Network(RNN)

Recurrent Neural Network(RNN)은 음성 인식(Speech Recognition)과 자연어 처리(Natural Language Processing, NLP)와 같이 순차적 데이터에 사용되는 대표적인 알고리즘으로 Long Short-Term Memory(LSTM)와 Gated Recurrent Unit(GRU)의 근간이 되는 모델이다. 인공 신경망과 CNN은 입력층에서 은닉층으로, 은닉층에서 출력층으로 움직이는 순방향 신경망(Feed-forward Neural Network)이다. 반면, RNN은 [그림 2-22]에서 볼 수 있듯이 입력층에서 출력층($x \rightarrow y$)으로 입력값을 보내는 동시에 다음 시점의



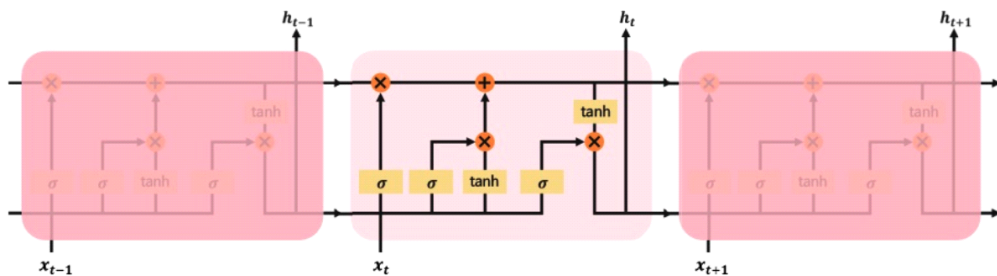
[그림 2-22] RNN의 기본 구조

은닉층($h_t \rightarrow h_{t+1}$)으로도 입력이 흐르는 형태다.

[그림 2-22]은 RNN의 구조를 나타낸 것으로 왼쪽 구조를 풀면 오른쪽 그림처럼 매 시점의 정보가 다음 시점으로 넘어간다는 것을 쉽게 이해할 수 있다. RNN은 입력 x , 출력 y 와 RNN Cell이라는 은닉층 h 로 구성된다. $x_1 \sim x_t$ 는 데이터의 순차적 상황을 나타낸다. t 시점의 RNN Cell은 t 시점의 입력 데이터 x_t 와 $t-1$ 시점의 RNN Cell h_{t-1} 입력받으며, 가중치 W_x 와 W_h 와 Tanh Function 활성 함수를 사용하여 다음과 같이 표현할 수 있다. 은닉층으로 구한 값은 문제의 목적에 맞는 활성 함수를 적용하여 최종 출력값으로 변환된다.

바) Long Short-Term Memory(LSTM)

RNN에서 입력과 출력 시점이 멀어질수록 학습이 잘 안 되는 현상을 Long-Term Dependency Problem이라고 한다. RNN의 특징은 과거의 정보를 은닉층에 저장하는 것인데, 이로 인해서 치명적인 단점이 발생한다. 매 시점이 지날수록 h_t 의 가중치와 활성화 함수가 누적되어 곱해지기 때문에 과거의 정보가 점점 잊히는 것이다. LSTM은 RNN 구조에 몇 가지 기능을 추가하여 Long-Term Dependency Problem을 해결한 모델이다. RNN은 활성화 함수 하나로 구성된 은닉층이 반복되는 체인 구성이었다면, LSTM은 [그림 2-23]처럼 상호작용하는 여러 모듈이 속한 구조가 반복된다.



[그림 2-23] LSTM 기본 구조

제 3 장 스마트 축사 디지털트윈 모델 및 인공지능 모델 설계

제 1 절 스마트 축사 디지털 트윈 모델

디지털트윈을 사용하여 농장 프로세스를 계획, 모니터링, 제어 및 최적화하는 관리 측면을 포함하여 스마트 농업에서 디지털 트윈을 구현하기 위한 개념적 기반을 제공해야 한다. 기본 요구 사항은 다음과 같이 정의된다.

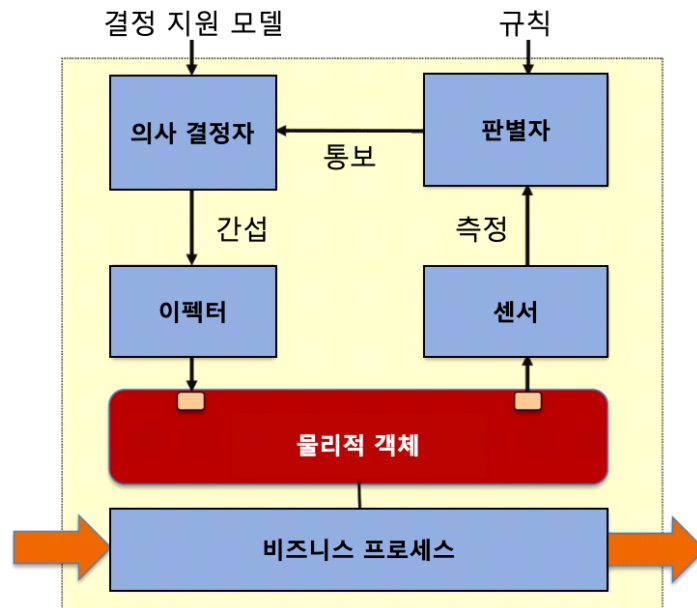
- 프레임워크는 모든 관련 농장 프로세스에 대한 감지 및 모니터링, 스마트 분석 및 계획 및 스마트 제어를 완벽하게 통합하는 스마트 농업의 사이버-물리적 제어 주기를 다루어야 한다('전체 농장 관리 관점').
- 프레임워크는 팜 개체의 전체 수명 주기를 지원해야 하며 정의된 6개의 고유한 디지털 트윈(예: 상상형, 모니터링, 예측형, 규정형, 자율형 및 기억형 디지털 트윈)을 포함해야 한다.
- 프레임워크는 디지털 트윈의 필수 특성, 즉 적시성, 충실도, 통합, 인텔리전스 및 복잡성의 구현을 지원해야 한다.
- 프레임워크는 팜 개체 복잡성, 팜 네트워크 역학 및 팜 프로세스 역학과 같이 팜 관리에서 디지털 트윈을 구현하는 특정 문제를 해결해야 한다.

설계된 프레임워크에는 관리 관점과 정보 기술 관점에서 디지털 트윈의 본질을 나타내는 두 가지 모델 유형이 포함된다. 첫 번째 유형은 일반 시스템 접근 방식을 기반으로 하는 디지털 트윈에 대한 제어 모델, 두 번째 유형은 디지털 트윈 구현을 위한 기술 아키텍처를 제공하는 구현 모델이다.

1) 제어 모델

가) 시스템 관점에서 농장 통제

제어는 시스템 역학의 기본 개념이다. 방해가 발생하더라도 시스템의 목표가 달성되도록 한다. 제어의 기본 개념은 시스템 동작을 측정하고 측정이 시스템 목표와 일치하지 않는 경우 수정되는 것이다.⁷²⁾ 농장 프로세스는 운영 성과가 안정적인 상태로 유지되는 경우 '통제'된다. 따라서 이러한 프로세스의 활동에는 '가상 유효성'을 입증하는 데 필요한 가상 제어 기능이 포함되어야 한다. 여기에는 센서, 판별자, 의사결정자, 이펙터가 있다.⁷³⁾



[그림 3-1] 기본 제어 모델

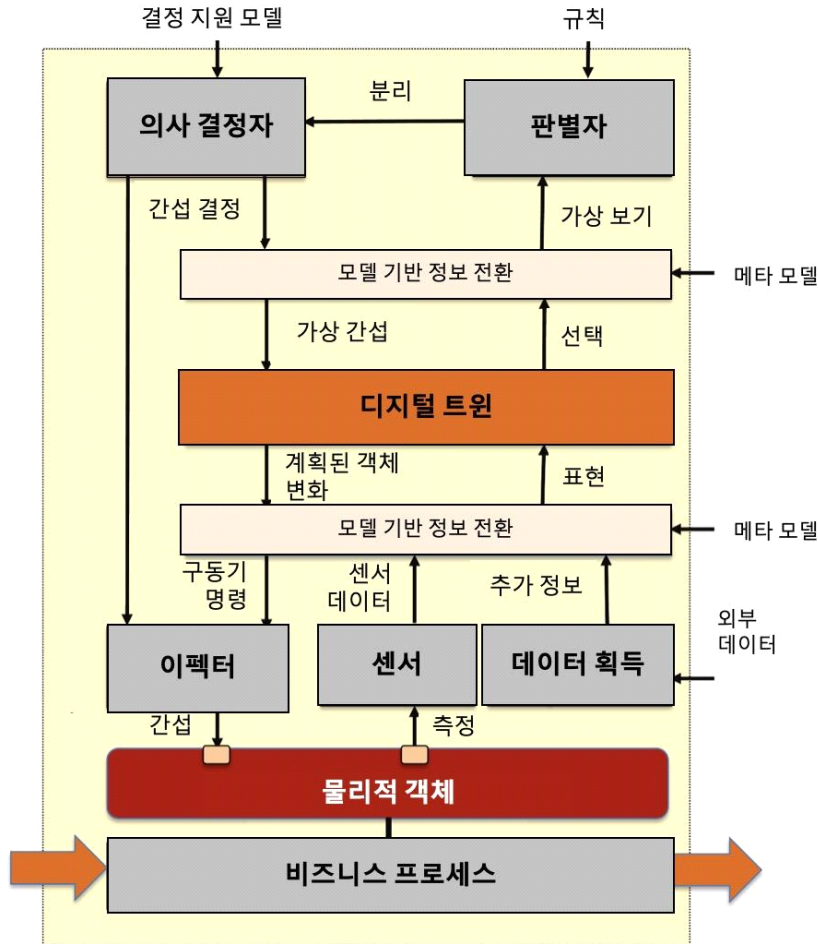
[그림 3-1]는 기본 제어 모델로, 이러한 제어 기능을 보여준다. 개체 시스템은 입력을 원하는 출력으로 변환한다. 농업 시스템에서 최종 고객의 위치에서 입력 자료를 최종 제품으로 변환하는 관련 행위자의 비즈니스 프로세스다. 센서 기능은 물리 시스템의 성능을 측정한다. 판별기 기능은 측정된 성능을 원하는 성능(예: 수량, 품질 및 리드 타임 측면과 관련된 시스템 목표)을 지

72) de Leeuw, A.C.J. (1997). Organisaties: Management, analyse, ontwerp en verandering; een systeemvisie. *Van Gorcum, Assen*.

73) Int Veld, J. (2002). Analyse van organisatieproblemen. *8th edition ed. In: Stenfert Kroese*.

정하는 규칙과 비교하고 편차를 의사 결정 기능에 알린다. 객체 시스템의 제어 모델을 기반으로 의사 결정 기능은 신호 방해를 제거하기 위해 적절한 개입을 선택한다. 마지막으로 이펙터는 선택한 개입을 구현하여 개체 시스템의 성능을 수정한다.

나) 디지털 트윈을 통한 농장 제어



[그림 3-2] 디지털 트윈 기반 제어 개념 모델

디지털 트윈은 농장 운영의 정보 측면에서 물리적 흐름을 분리할 수 있다.⁷⁴⁾ 제어의 분리는 [그림 3-2]와 같이 대상 시스템의 상태 측정 이

74) Verdouw, C.N., Kruize, J.W. (2017). Digital Twins in Farm Management : Illustrations from the FIWARE Accelerators SmartAgriFood and Fractals. *PA17 - the*

디지털 트윈으로 변환됨을 의미한다. 제어 주기는 센서 기능에 의해 대상 시스템의 상태를 측정하고 관련 외부 데이터를 획득하는 것으로 시작된다.⁷⁵⁾

그런 다음 이러한 데이터는 메타 모델을 기반으로 제어 대상 시스템(모델 기반 변환)의 가상 표현으로 변환된다. 디지털 트윈에는 메타 모델에 지정된 대로 지원되는 사용 목적과 관련된 모든 정보가 포함된다. 특정 사용 목적에 따라 가상 보기는 관련 없는 정보를 필터링하여 특정 사용자가 최적으로 처리할 수 있는 방식으로 표시할 수 있다. 제어 기능은 객체 시스템의 가상 보기를 특정 제어 표준과 비교하는 의사 결정 기능이다. 의사 결정 기능은 기존 제어 시스템과 마찬가지로 의사 결정 지원 모델을 기반으로 편차에 대한 적절한 개입을 선택한다. 마지막으로 선택한 개입은 직접 또는 원격 액추에이터 시스템을 사용하는 디지털 트윈을 통해 이펙터 기능과 통신한다.

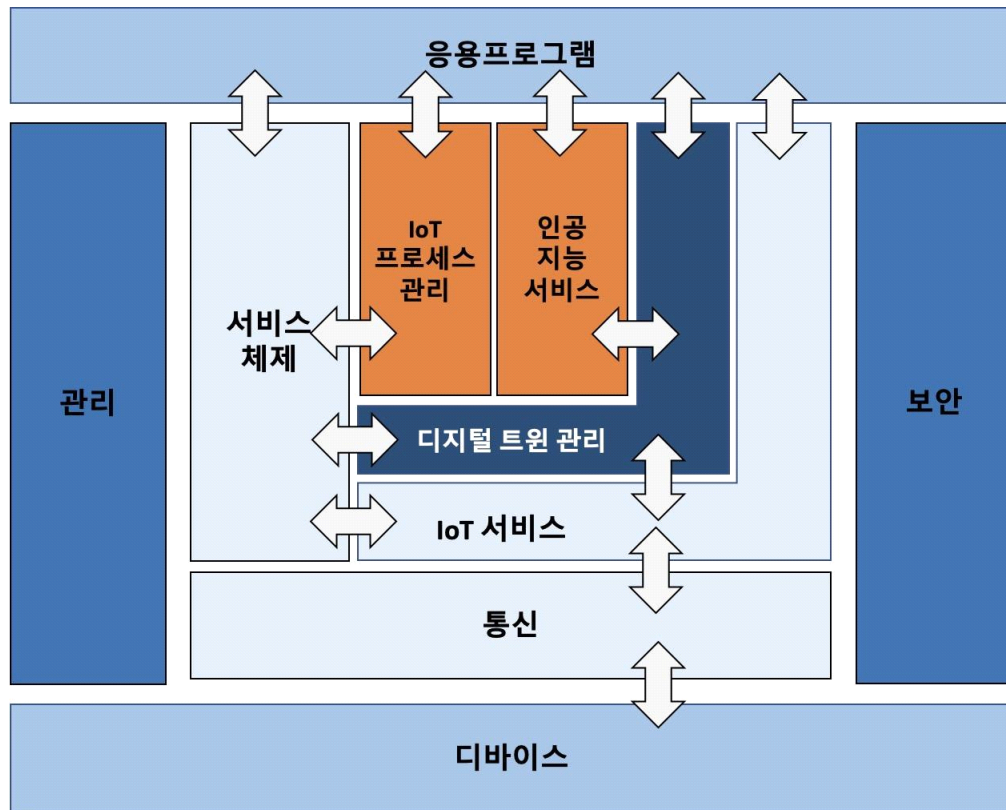
다) Digital Twins용 통합 제어 모델

[그림 3-3]은 이러한 메커니즘을 제어 모델에 통합한다. 이 모델은 6개의 Digital Twin 정의 범주를 모두 통합하지만 더 적은 범주가 적용되는 경우 모든 요소가 관련이 있는 것은 아니다. 통합 제어 모델은 특히 가상, 현재, 미래 및 과거 디지털 객체와 같은 다양한 유형의 표현을 추가한다. 가상의 디지털 객체는 아직 존재하지 않는 참조 객체를 나타낸다. 현재 디지털 객체는 실제 물리적 객체의 현재 상태와 동작을 나타낸다. 미래의 디지털 객체는 프로젝트 객체의 예상 상태 및 동작, 과거의 디지털 객체는 더 이상 현실 세계에 존재하지 않는 실제 객체 또는 객체의 역사적 상태 및 동작을 나타낸다. 또한 참조 객체가 추가되어 제품 수명 주기의 설계 단계에서 존재 하는 개념적 엔터티를 표현할 수 있다. 개념적 객체가 구체화되면 실제 객체와 가상 객체를 연결할 수 있다. 이 개념적 객체는 수명 주기가 끝날 때 실제 객체를 폐기한 후에도 남아 있다. 참조 객체는 사용 단계에서도 관련될 수 있다.

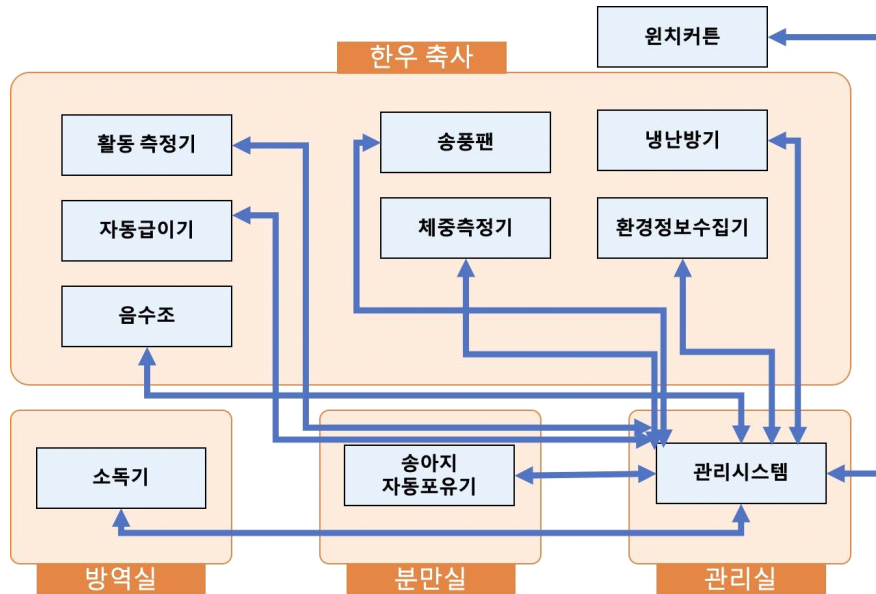
International tri-Conference for Precision Agriculture in 2017 Hamilton.

75) Verdouw, C.N., Beulens, A.J.M., Reijers, H.A., Vorst, J.G.A.J.v.d., 2015. A control model for object virtualization in supply chain management. *Comput. Ind.* 68, 116–131

메인 모델, IoT 정보모델, IoT기능 모델, IoT통신 모델 및 IoT신뢰, 보안 및 개인 보호 모델의 5가지 하위 모델이 포함된다. 본 연구에서는 여기에 더해 인공지능 서비스 모델을 추가하였다.



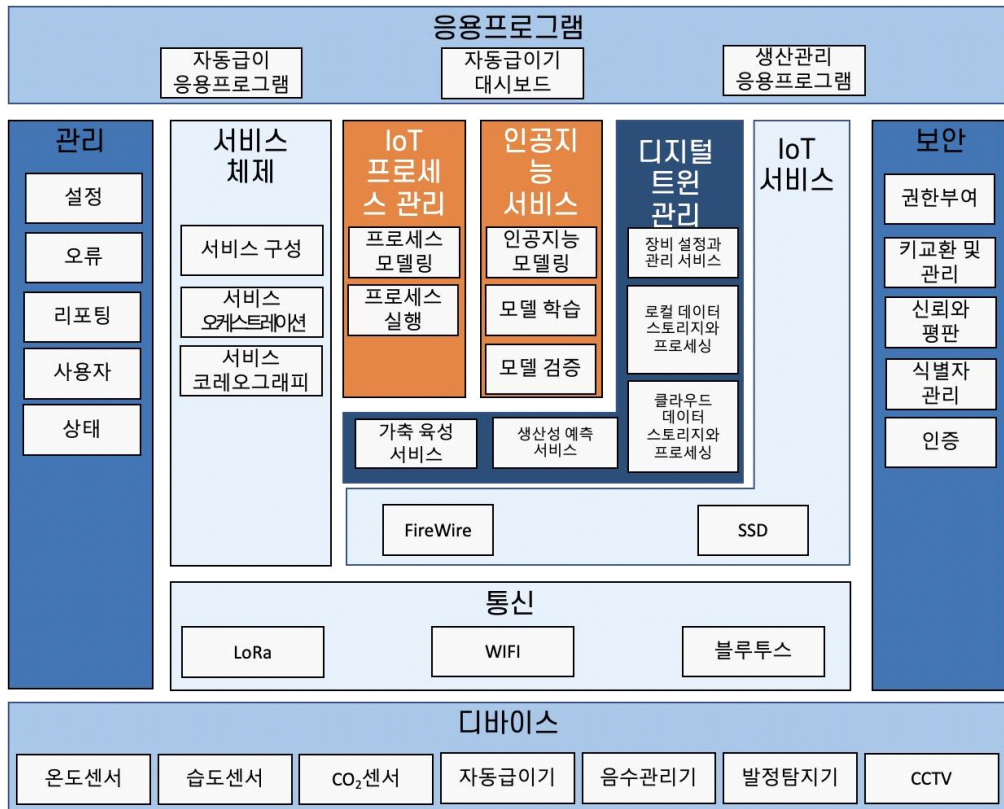
[그림 3-4] IoT와 인공지능 적용 디지털 트윈 구현 모델



[그림 3-5] 한우 축사 ICT개념도

이 디지털 트윈 구현 모델에 한우 축사를 대입하고자 한다. [그림 3-5]은 한우 축사의 ICT개념도다.⁷⁷⁾ 이 개념도에는 축사내부에 활동 측정기, 자동급이기, 음수조, 송풍팬, 냉난방기, 체중 측정기, 환경정보 수집기 등이 있다. 젖소 축사의 경우, 착유실의 개체유량기, 착유기 등이 추가된다. 또한, 방역실에는 소독기, 분만실에는 송아지 자동포유기, 관리실에는 관리시스템, 한우 축사 외부에는 원치커튼 등이 있다. 축사내 모든 장치들은 유무선 네트워크를 통해 관리실의 관리시스템에 연결되어 모니터링 되고 제어 된다.

77) 국토교통부공고 제2107-1407호



[그림 3-6] 한우 스마트 축사에 적용한 디지털 트윈 구현 모델

본 연구에서는 이러한 축사 ICT 개념도를 [그림 3-6]과 같이 인공지능 기반 디지털 트윈 모델에 대입하여 한우 스마트 축사 디지털 트윈 구현을 위한 기술 모델을 제안한다. 장치 레이어에는 스마트 축사에 설치된 활동 측정기, 자동 급이기, 음수조, 송풍팬, 냉난방기, 체중 측정기, 환경정보 수집기 등이 포함된다. 데이터는 각 ICT장비와 통신으로 연결된 로컬 서버 또는 클라우드에서 처리되고 저장된다. 통신 계층에는 각 센서, 장비, 제어기 등을 연결하기 위한 유선 연결을 위한 LAN과 RS-485, 무선 연결을 위한 LoRa, WiFi, 블루투스 등이 포함된다. 응용프로그램 계층을 통해 사용자는 디지털 트윈과 상화 작용할 수 있다. 자동 급이기의 대시보드에는 축사 관리자는 급이 상황을 실시간으로 모니터링하고 필요한 경우 조작할 수 있다. 또한 클라우드 대시보드를 통해 사료 급이 상태 뿐만 아니라 사육 개체의 급이 상태에

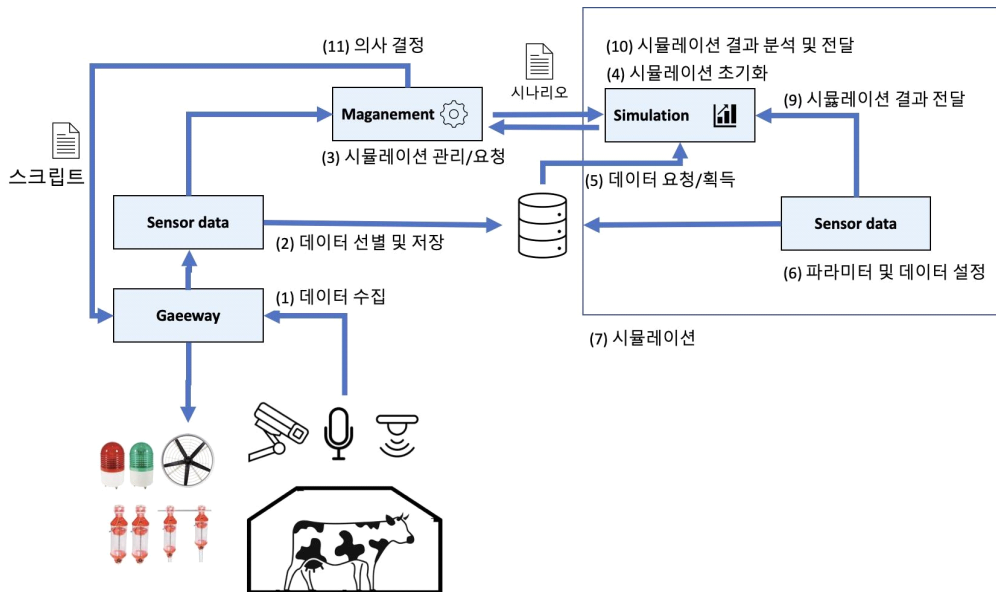
따른 건강상 이상유무, 예상 생산량 등을 모니터링 할 수 있다. 이를 위해 이 모델에는 지리 정보, 기상 정보, 농장 관리를 위한 기존 솔루션이 통합된다.

디지털 트윈은 스마트 축사의 새로운 단계로 볼 수 있다. 디지털 트윈을 농장 관리를 위한 핵심 수단으로 사용하면 계획 및 제어에서 물리적 흐름을 분리할 수 있다. 결과적으로 농장 관리자는 현장에서 직접 관찰 하고 수동 작업에 의존할 필요 없이 거의 실시간 디지털 정보를 기반으로 원격으로 작업을 관리할 수 있다. 이를 통해 예상되는 편차가 있는 경우 즉시 조치를 취하고 개입의 효과를 시뮬레이션 할 수 있다. 본 모델은 한우 뿐만 아니라 젖소, 양돈, 양계 등 모든 가축 사육 환경에 적용하여 모델링이 가능하다. 축종별 사육시 필요한 장비들은 본 모델의 디바이스 레이어에서 같은 방법으로 적용할 수 있다.

제 2 절 축사 데이터를 활용한 인공지능 모델 설계

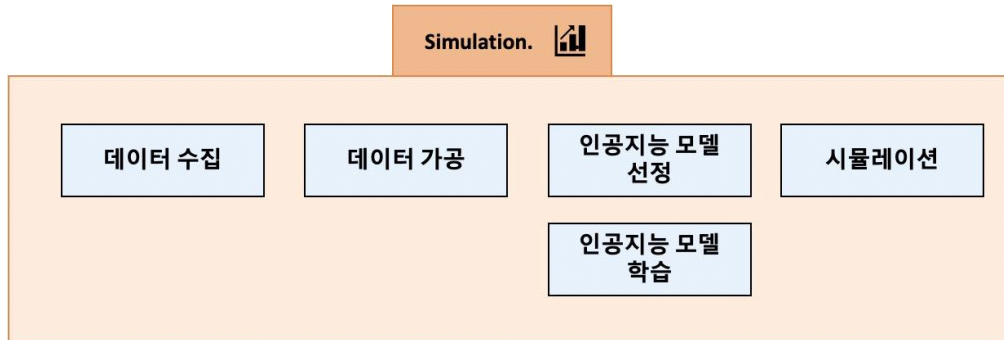
1) 스마트 축사 인공지능 시뮬레이션 시스템

스마트 축사의 인공지능 시뮬레이션 시스템은 [그림 3-7]과 같이 동작한다. 축사에 설치된 센서들로부터 수집된 데이터는 게이트웨이를 거쳐 관리부에게 전달되면 관리부는 시나리오를 시뮬레이션부에게 요청한다. 요청을 받은 시뮬레이션부는 시뮬레이션을 초기화를 한 후 데이터베이스에서 데이터를 받아 파라미터와 데이터를 설정한 후 시뮬레이션을 수행한다. 시뮬레이션 결과 데이터는 데이터베이스에 저장되고 시뮬레이션부에 전달되면 시뮬레이션 결과를 분석한다. 분석된 결과가 관리부에 전달되면 의사 결정을 하여 기기를 제어하게 된다.



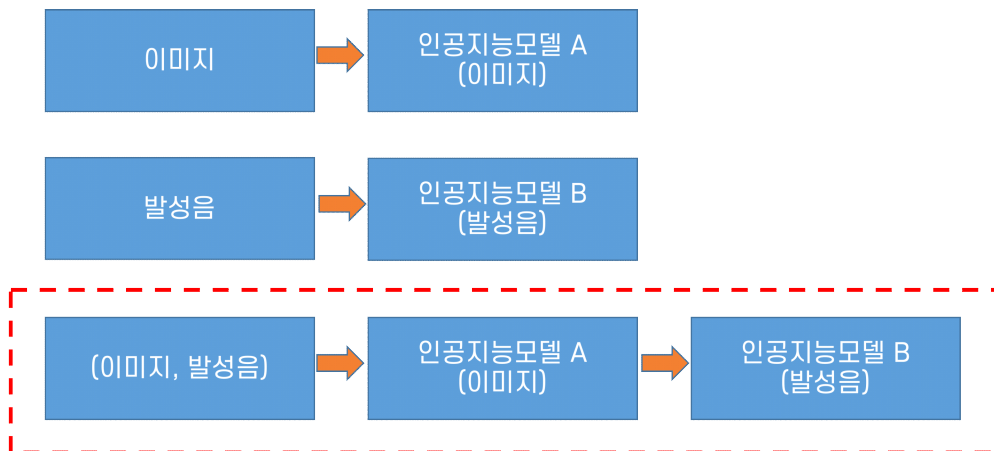
[그림 3-7] 스마트 축사 인공지능 시뮬레이션 시스템

시뮬레이션을 담당하는 시뮬레이션부에는 [그림 3-8]과 같이 데이터 수집, 데이터 가공, 인공지능 모델 선정, 인공지능 모델 학습, 시뮬레이션 등의 모듈이 동작한다.



[그림 3-8] 시뮬레이션 시스템의 시뮬레이션부

2) 스마트 축사 복합 데이터의 순차적 인공지능 모델 학습



[그림 3-9] 순차적 인공지능 모델 학습

동일 사건에 대해서 발생된 복수의 센서 데이터들은 데이터 쌍으로 만든 후 각각의 데이터들을 순차적으로 인공지능 모델에 적용하여 학습한다. [그림 3-9]은 가축 행동을 촬영한 CCTV로부터 수집된 영상의 이미지와 발성음을 가지고 각각 모델링을 하였을 때와 데이터쌍을 가지고 순차적으로 모델을 학습하는 과정을 보여준다.

3) 스마트 축사 데이터의 관리 및 전처리

스마트 축사 통합 데이터는 스마트축사를 위한 월령별 한우의 상태를 진단하고 모체정보를 연동시킴으로써 한우의 종자 관리가 가능한 데이터셋이다.⁷⁸⁾

가) 데이터의 구성

본 데이터는 강원도, 경기도, 충청도, 경상도, 전라도 등 지역별 한우 농장 5개를 선정하여 수집된 이미지, 음성, 환경 데이터로, 이미지 데이터 33만장, 음성 데이터 1,100분, 환경 데이터 11만건 등이다. 이외에 데이터의 종류, 형식, 수집 및 가공 방법 등은 [표 3-1]에서 확인해 볼 수 있다.

[표 3-1] 데이터 정보 요약

데이터 명	지능형 스마트축사(한우) 데이터
데이터 요약	스마트 축사를 위한 월령별 한우의 상태를 진단하고 모체 정보를 연동시킴으로써 한우의 종자관리가 가능한 데이터 셋
데이터 출처	강원도, 경기도, 충청도, 경상도, 전라도 등 지역별 특성을 고려 하여 5개 농장 선정
데이터 종류	- 한우의 성장 발달 측정을 위한 이미지 데이터 - 발정주기 예측을 위한 이미지 데이터 - 분만 및 건강 상태 확인을 위한 이미지 데이터 - 음성 데이터(발정, 분만, 배고픔 등)
데이터 형식	- 획득형태 : 영상(영상을 통한 이미지 획득), 포인트클라우드, DB, Text 512x512화소 이상의 영상과 공간 해상도 - 포맷 : MP4, jpg, pts - 레이블데이터 : 텍스트 - 농장기본정보 및 개체식별정보 등 - 영상과 라벨링 결과(이미지샷, 60만장 이상) + JSON파일(60만장 이상)+IoT센서 데이터셋으로 구성

(1) 데이터 포맷 정의

데이터 포맷은 [표 3-2]에서 데이터별 포맷, 데이터 취득 방법 등에 대해

78) 한국지능정보사회진흥원에서 제공하는 ai HUB 서비스의 지능형 스마트축사 한우 데이터

<https://Alhub.or.kr/Alhubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&AlhubDataSe=realm&dataSetSn=621>

서 설명하고 있다.

[표 3-2] 데이터 포맷

데이터	포맷	데이터 취득 방법
영상/이미지 데이터	• MP4, JPG, XML format • 공간 해상도 : 512*512 • 시간 해상도 : 5fps 이상	• 데이터 수집 선정 농장에서 CCTV/Depth Camera 를 이용하여 개체의 월령별 행동 상태 및 상태별 부위 영상 데이터 취득 후 단위 시간별로 슬라이 싱된 이미지 데이터로 가공
음성 데이터	• WAV, JSON format	• 데이터 수집 선정 농장에서 특수 상황별 개체의 음성을 녹음기를 이용하여 1분 이상 취득
센서 데이터	• CSV, txt	• 사육환경 모니터링을 위한 축사 및 돈방 내/외부 의 환경 데이터(온도/습도, 암모니아 등)를 IoT 장치 및 센서를 활용하여 5분 단위로 취득

한우의 성장발달, 영양사양, 발정주기예측 등 시나리오별 데이터 분포는 [표 3-3]에서 확인해 볼 수 있다.

[표 3-3] 시나리오별 데이터 분포

대분류	중분류	데이터명
성장 발달	이미지 데이터	소 외부 촬영 이미지
영양 사양	섭취 관련 행동	사료조 방문 횟수, 음수조 방문 횟수
	이미지 데이터	소 내부 촬영 이미지 (육질, 마블링 섬세도)
발정 주기 예측	음성 데이터	Vocalization
	이미지 데이터	Mounting, 안절부절 행동, Walking, Eating, 배뇨
분만 일시예측	음성 데이터	Vocalization
	이미지 데이터	Mounting, 안절부절 행동, Walking, Eating, 배뇨
대사성 질병	이미지 데이터	분변 배출빈도, 분변 양, 분변 상태 점수
	이미지 데이터	Lameness, 발굽 부분 관찰
고온 스트레스	이미지 데이터	부위별 이미지
저온 스트레스	이미지 데이터	축사 내부 바닥, 축사내 소들의 위치
동물 복지	거세 스트레스 행동	Stand, Lie, Eat, Drink, Walk, Stiff gait, Head shake, Head turn, Head paw, Head rubbing,
		Kick, Stamp, Ear flick, Taliflick, Lick
	이미지 데이터	거세 상처
		축사 바닥
	음성 데이터	Vocalization

(2) 데이터셋의 구성

한우 데이터 셋에 따른 항목과 해당 값은 [표 4]와 같이 제시된다.

[표 3-4] 데이터 포맷

라벨링 방법	데이터 종류 및 형식	클래스 수량
- Bounding Box(객체의 부위) - Polygon(객체의 정적 행동) - Keypoint(객체의 동적 행동)	- 원천 데이터 : 영상(MP4), 시나리오 주석(txt), 이미지(JPG), 음성(WAV) - 라벨 데이터 : XML(Bounding Box, Polygon, Keypoint), JSON (음성)	- 대분류(월령별 10개+발정주기 예측 + 분만 상태 예측) 12개 - 상세 데이터 20개/월령별(10) + 12개 (발정주기 예측 + 분산 상태 예측)

(3) 라벨링 데이터 구성

라벨링된 데이터는 [표 3-5]와 같이 구성되어 있다.

[표 3-5] 라벨링 데이터의 구성 일부

구분	항목명	타입	필수여부	설명	범위
1	annotations	object	Y	어노테이션 정보	meta, image
1-1	meta	object	Y	메타 데이터	task, dumped, source
1-1-1	task	object	Y	메타 데이터 상세	id, name, size, mode, overlap, bugtracker, created, updated, start_frame, stop_frame, frame_filter, labels, segments, owner, assignee, original_size
1-1-1-1	id	number	Y	프레임 수	0~99999
1-1-1-2	name	string	Y	파일명	enum
1-1-1-3	size	int	Y	이미지픽셀	1920*1080
1-1-1-4	mode	string	Y	모드	-
1-1-1-5	overlap	int	Y	Overlap	-
1-1-1-6	bugtracker	-	-	-	-
1-1-1-7	created	date	Y	파일생성 일시	YYYY-MM-DD HH:MM:SS.
1-1-1-8	updated	date	Y	파일 업데이트 일시	YYYY-MM-DD HH:MM:SS.
1-1-1-9	start_frame	int	Y	시작 이미지	0
1-1-1-10	stop_frame	int	Y	종료 이미지	1~9999
1-1-1-11	frame_filter	string	Y	추출 이미지 간격	step=0~9999?
1-1-1-12	labels	object	Y	객체정의	label
1-1-1-12-1	label	object	Y	객체정의 상세(클래스별로 반복)	name, color, attributes
1-1-1-12-1-1	name	enum	Y	객체 이름	-
1-1-1-12-1-2	color	string	Y	색깔 정보 (Hex color)	#FFA000

(4) 라벨링 데이터 실제 예시

XML 데이터 - 한우 Bounding Box 예

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<annotations>
<version>1.1</version>
<meta>
<task>
<id>219</id>
<name>한우_덕풍_일반_이승엽_0818_수정 김예지</name>
<size>300</size>
<mode>interpolation</mode>
<overlap>5</overlap>
<bugtracker/>
<created>2021-08-18 09:57:20.892013+00:00</created>
<updated>2021-09-06 02:20:19.186262+00:00</updated>
<start_frame>0</start_frame>
<stop_frame>5980</stop_frame>
<frame_filter>step=20</frame_filter>
<labels>
<label>
<name>Right_behind_leg</name>
<color>#df32db</color>
<attributes> </attributes>
</label>
.
.
<dumped>2021-09-16 00:39:42.930962+00:00</dumped>
<source>01_D05_F4_99_Z_210802_0659_0701.mp4</source>
</meta>
<image height="1656" width="2944" name="frame_000000" id="0">
<box z_order="0" ybr="786.15" xbr="1009.94" ytl="611.90" xtl="943.33" source="manual" occluded="1" label="Right_behind_leg">
</box>
<box z_order="0" ybr="475.81" xbr="1033.21" ytl="272.89" xtl="875.00" source="manual" occluded="0" label="Hip"> </box>
<box z_order="0" ybr="718.51" xbr="631.61" ytl="569.50" xtl="572.00" source="manual" occluded="1" label="Right_front_leg"> </box>
<box z_order="0" ybr="421.29" xbr="461.10" ytl="249.20" xtl="304.07" source="manual" occluded="1" label="Hip"> </box>
<box z_order="0" ybr="827.42" xbr="1103.95" ytl="533.93" xtl="887.27" source="manual" occluded="1" label="Left_behind_leg"> </box>
<box z_order="0" ybr="770.10" xbr="608.68" ytl="538.52" xtl="489.45" source="manual" occluded="0" label="Left_front_leg">
```

JSON 데이터 (음성)

```
{
  "fileName": "A-5-1-31",
  "farmName": "새봄 ",
  "voiceType": "발정음",
  "recordDate": "2021-09-14",
  "cowType": "번식우",
  "recordTime": "10"
}
```

(5) 라벨링 및 어노테이션 구조

[표 3-6]은 이미지 라벨링 및 어노테이션 구조, [표 3-7]은 이미지 정보

에 따른 객체 구성, [표 3-8]은 음성 정보의 객체 구성을 각각 보여준다.

[표 3-6] 이미지 라벨링 및 어노테이션 구조

항목1	항목2	세부 항목	타입	설명
annotations	meta	-	object	어노테이션 정보
		-	object	메타 데이터
		task	object	메타 데이터 상세
		id	number	프레임 수
		name	string	파일명
		size	int	이미지의 픽셀
		mode	string	모드
		overlap	int	오버랩
		bugtraker	-	버그 추적
		created	date	파일 생성 일시
		updated	date	파일 업데이트 일시
		start_frame	int	시작 이미지
		stop_frame	int	종료 이미지
		frame_filter	string	추출 이미지 간격
		labels	object	객체 정의
		label	object	객체 정의 상세 (클래스 별로 반복)
		name	enum	객체 이름
		color	string	색상 정보(Hex color)
		attributes	-	속성
		segments	object	세그먼트 단위
		id		
		start	int	시작 정보
		stop	int	종료 정보
		url	enum	URL 정보
		owner	object	작성자
		username	enum	계정 ID
		email	enum	이메일 주소
		assignee	enum	검수자
		original_size	object	Width, Height Size
		dumped	date	Y Y Y Y - M M - D D HH:MM:SS
		source	string	동영상 파일명
	image	-	object	프레임 정보
		id	int	프레임 정보
		name	string	파일명
		width	int	이미지 폭
		height	int	이미지 높이

[표 3-7] 이미지 정보에 따른 객체 구성

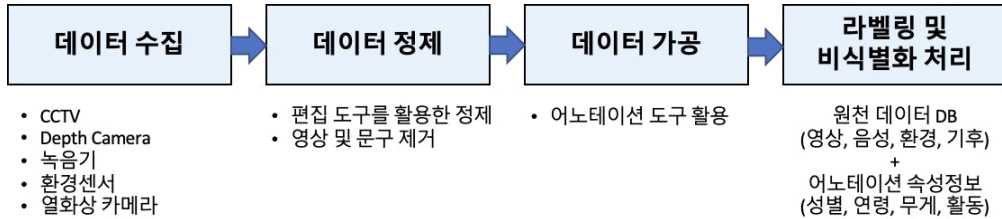
Polygon 객체 <polygon>	
<label>	해당 Polygon의 레이블 명
<occluded>	가려짐 여부
<z_order>	Polygon의 z축 정렬 값
<points>	점의 위치(';'으로 구분)
<group_id>	Polygon에서 그룹화 작업의 정보
Bounding Box 객체 <box>	
<label>	해당 Box의 레이블 명
<occluded>	가려짐 여부
<xtl>	좌상단 x 좌표 (X Top Left)
<ytl>	좌상단 y 좌표 (Y Top Left)
<xbr>	우하단 x 좌표 (X Bottom Left)
<ybr>	우하단 y 좌표 (Y Bottom Left)
<z_order>	Box의 z축 정렬 값
Keypoint 객체 <points>	
<label>	해당 KeyPoint의 레이블 명
<occluded>	가려짐 여부
<truncated>	잘려짐 여부
<points>	점의 위치
<z_order>	Keypoint의 z축 정렬 값

[표 3-8] 음성 데이터

구분	항목	타입	설명
한우	fileName	string	파일 이름 (A~E)
	farm	string	수집 농장
	voiceType	string	음성 종류(배고픔음, 분만음, 발정음)
	recordDate	string	수정 날짜(YYYY-MM-DD)
	cowType	string	종류(번식우, 어린송아지, 육성우)
	audioLength	string	시간(10/60초)

나) 데이터 구축 절차

데이터는 [그림 3-10]와 같이 데이터의 수집, 데이터의 정제, 데이터의 가공, 라벨링 및 비식별화 처리 등 절차로 구축되었다.



[그림 3-10] 데이터 구축 절차

데이터 수집 단계에서는 한우 5개 농장에서 이미지 데이터(CCTV, Depth Camera), 음성 및 환경 센서 데이터를 수집한다. 데이터 정제 단계에서는 편집 도구를 활용한 정제 작업 및 개인정보 포함 영상 및 문구 제거 작업을 한다. 데이터 가공 단계에서는 어노테이션 도구를 활용하고, 라벨링 및 비식별화 처리를 위한 1차 가공 후 보정 및 수정 등 2차 가공 작업을 수행한다.

다) 원시 데이터의 구성

원시 데이터는 [표 3-9]에서와 같이 구성되어 있다.

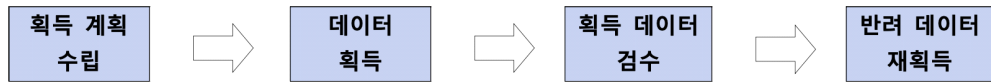
[표 3-9] 원시 데이터의 구성

	영상	음성	환경 및 추가 데이터
데이터 구성	한우 CCTV 촬영 영상	한우 소리	온도/습도 Depth, 열화상(한우)
포맷	MP4	WAV	CSV, txt

라) 데이터의 획득 과정

데이터는 획득 계획 수립, 데이터 획득, 획득 데이터 검수, 반려 데이터

재획득 등의 과정으로 획득되었다. [그림 3-11]은 데이터의 획득 과정을 보여준다.



[그림 3-11] 데이터의 획득 과정

획득 계획 수립 단계에서는, 농장 내외부 데이터 획득 장소를 선정하고, 데이터 획득시 중복을 회피하기 위한 사전 협의를 진행하였다.

데이터 획득 단계에서는, 설치된 장비(CCTV, 센서 등)의 특성 및 사용법 및 데이터 획득시 고려사항 등 을 준수하여 데이터를 획득한다. 획득 데이터 검수 단계에서는 데이터 정제 1차 편집 작업 시 원천데이터 품질기준에 준수하여 검수한다. 반려 데이터 재획득 단계에서는 검수 후 반려된 데이터를 재 획득한다.

마) 일반/특수 상황별 데이터 수집 시나리오

성장발달, 영양사양, 발정주기 예측 등 상황별로 데이터를 [표 3-10]와 같이 수집하였다.

[표 3-10] 한우 데이터 수집 시나리오

대분류	중분류	데이터명	데이터 취득 방법
성장 발달	이미지 데이터	소 외부 촬영 이미지	CCTV+열화상 카메라+Depth Camera
영양 사양	섭취와 관련된 행동	사료조 방문 횟수 음수조 방문 횟수	CCTV
	이미지 데이터	소 내부 촬영 이미지 (육질, 마블링 샘플링)	Depth Camera
발정 주기 예측	음성 데이터	Vocalization	음성기록 녹음기 장치
	이미지 데이터	mounting	CCTV
		안절부절하는 행동	
		walking	
		Eating 배뇨	
분만 일시 예측	음성 데이터	Vocalization	음성기록 녹음기 장치
	이미지 데이터	mounting	CCTV
		안절부절하는 행동	
		walking	
		Eating 배뇨	
대사성 질병	이미지 데이터	분변 배출빈도, 분변 양 분변 상태 점수	CCTV
	이미지 데이터	Lameness	CCTV
		발굽부분 관찰	CCTV
고온 스트레스	이미지 데이터	부위별 이미지	CCTV+열화상 카메라
저온 스트레스	이미지 데이터	축사내부 바닥	CCTV+열화상 카메라
		축사내 소들의 위치	

바) 개체 활동 영상 데이터의 특성

[표 3-11] 개체 활동 영상 데이터의 특성

구분	분류	수집 방법	수집 항목 객체 정보
일반 상황 개체 활동 영상 데이터	일반적인 활동 상태 영상 데이터	CCTV 열화상 카메라 Depth Camera	동적 객체 특수 객체
특수 상황 개체 활동 영상 데이터	개체의 특수 상황 대응 영상 데이터	CCTV Depth Camera	동적 객체 특수 객체

사) 데이터 정제 과정

2단계의 정제 과정을 진행하며, 1차에서는 기본적인 영상 품질과 데이터 활용목적에 부합 하는 여부, 25분 1개의 영상으로 편집을 시행하고, 2차에서는 개인정보 등의 민감정보 비식별화 처리를 목표로 한다.

데이터 정제 기준은 다음과 같다. 1차 편집(원천 데이터 편집)에서 원천데이터 품질기준에 미달되는 영상 제거 후 1개 동영상 기준 25분 영상으로 편집하였다. 2차 편집(개인정보, 민감정보 비식별화)에서 원천 데이터의 정제(비식별화) 절차는 25분 단위로 편집된 원천데이터(MP4 영상)를 비식별화 도구에 import하였다. frame은 10FPS로 설정하였다. Face Detection from File 선택하여 자동 비식별화 처리 실시하였다. 정면이 아닌 특정 각도에서는 얼굴 인식이 어려울 수 있으며, 문자나 숫자형식의 개인 정보는 직접 영역을 지정하여 비식별화 처리하였다.

아) 어노테이션/라벨링

어노테이션 도구 구조는 TensorFlow 2.3 + Keras + YOLO 4.0 모델 +

커스터마이징으로 구성된다. TensorFlow는 구글에서 오픈 소스로 개방한 머신러닝을 위한 End to End 오픈 소스 플랫폼이다. Keras는 TensorFlow 2.0 이상 버전에서 지원하는 High-Level API 라이브러리다. YOLO 4.0 모델은 2020년 4월 출시된 CNN 알고리즘 기반 실시간 Object Detection 신경망 모델로 고속자율주행에서 현존 모델 중 최고의 포퍼먼스를 구현한다.

데이터셋 구축을 위한 저작도구는 Content Input Layer, Repository Layer, Content Management Layer, Presentation Layer의 4가지 주요 기능 모듈로 구성 된다. [표 3-12]에서 저작도구의 각각의 기능모듈에 대해서 설명하고 있다.

[표 3-12] 저작도구의 기능모듈

기능 모듈	설명
Content Input Layer	컨텐츠를 수집 및 생성하는 부분으로 DB to DB 또는 운영자에 의한 직접 입력 등을 통해 컨텐츠의 수집 및 생성 가능
Repository Layer	수집 및 입력된 컨텐츠와 관련 메타 데이터를 저장
Content Management Layer	컨텐츠의 수정, 삭제, 복사, 이동, 버전 및 히스토리 관리 및 승인에 따른 해당 컨텐츠 승인 체계 관리
Presentation Layer	축적된 컨텐츠를 해당 매체에 맞게 실제 서비스 서버로 배포

어노테이션이 완료된 데이터는 어노테이션 도구를 통해 산출하게 되면 .jpg 이미지 파일과 라벨링 정보를 담고 있는 .xml 파일이 생성된다.

[표 3-13]는 바운딩 박스 데이터의 XML 구조를 나타낸다.

[표 3-13] 바운딩 박스 XML 데이터 구조

Bounding Box XML 구조
<pre> <?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?> -<annotations> <version>1.1</version> - <meta> - <task> <id>219</id> <size>300</size> <mode>interpolation</mode> <overlap>5</ overlap> <bugtracker/> <created>20208-18 09:57:20.892013+00:00</created> <updated>20209-06 02:20:19.186262+00:00</updated> <start_frame>0</start_frame> <stop_frame>5980</stop_frame> <frame_filter>step=20</frame_filter> - <labels> - <label> <name>Right_behind_leg</ name> <color>#df32db</color> <attributes> </attributes> </label> <dumped>20209-16 00:39:42.930962+00:00</dumped> <source>01_D05_F4_99_Z_210802_0659_0701.mp4</source> </meta> - <image height="1656" width="2944" name="frame_000000" id="0"> <box z_order="0" ybr="786.15" xbr="1009.94" ytl="611.90" xtl="943.33" source="manual" occluded="1" label="Right_behind_leg"> </box> <box z_order="0" ybr="475.81" xbr="1033.21" ytl="272.89" xtl="875.00" source="manual" occluded="0" label="Hip"> </box> <box z_order="0" ybr="718.51" xbr="631.61" ytl="569.50" xtl="572.00" source="manual" occluded="1" label="Right_front_leg"> </box> <box z_order="0" ybr="421.29" xbr="461.10" ytl="249.20" xtl="304.07" source="manual" occluded="1" label="Hip"> </box> <box z_order="0" ybr="827.42" xbr="1103.95" ytl="533.93" xtl="887.27" source="manual" occluded="1" label="Left_behind_leg"> </box> <box z_order="0" ybr="770.10" xbr="608.68" ytl="538.52" xtl="489.45" source="manual" occluded="0" label="Left front leg"> . . . </pre>

4) 한우 스마트 축사를 위한 인공지능 모델

가) 지능형 스마트 축사를 위한 인공지능 모델 요구 사항

지능형 스마트 축사를 위한 인공지능 모델 요구 사항은 다음과 같다. 소의 객체 인식과 행동 인식을 통하여 몸 상태와 행동 패턴에 따른 상황 판단을 하고 그에 따른 대응할 수 있어야 한다. 소의 종류와 형태, 그리고 행동과 몸 상태를 인식하는 것은 스마트 축사의 매우 중요한 기능이며, 정확하고 실시간으로 동작하는 영상기반 행동인식 기술이 필요하다. 행동과 몸 상태를 인지하는 것 외에 소의 생체주기 인지와 그에 따라 솔루션을 제시하는 것도 필요하다. 열화상 카메라를 통해 객체 인지 구현이 가능해야 한다. 딥러닝을 이용한 인식 기술은 기존 기술들에 비해 높은 인식 성능을 보이고 있고, YOLO(You Only LookOnce)나 SSD(Single Shot MultiBox Detector)와 같은 기술은 딥러닝 기술에 문제가 되었던 실시간 동작 문제를 해결한다. [표 3-14]는 스마트축사의 주요 구성요소와 요소별 센서 또는 장비들을 보여준다.

[표 3-14] 스마트축사 주요 구성요소

구성요소		종류
우사 환경관리	내부환경 관리장비	온도, 습도, CO ₂ , 조도, 암모니아, 이산화탄소, 누전(정전)감지 등
	외부환경 관리장비	온도, 습도, 풍향, 강우, 일사, 풍속 등
제어장비	번식우사	발정탐지기, 자동급이기, 사료빈, 음수관리기 등
	비육우사	자동급이기, 사료빈, 음수관리기 등
영상장비		CCTV, DVR 등
생산경영시스템		PC, 모니터 등

나) 다중 객체 탐지 및 인식

다중 객체 탐지 및 인식은 카메라, 열화상 카메라로부터 생성된 영상 데이터에서 다수의 객체를 효과적으로 탐지하고 인식하기 위한 기법이다. 올바

른 객체 인식 뿐만 아니라 다수의 객체를 동적, 정적으로 탐지하고 인식한다.

또한 축사의 특징상 행동 패턴인식, 객체 상태 탐지 및 인식이 필요하다. 이미지, 영상데이터에 대한 신뢰성 있는 객체 인식 기술을 개발하기 위해서는, 같은 객체라도 색상이나 관찰 각도, 조명 등 조건이나 환경의 변화에서 오는 객체의 다양한 변화를 정확하게 해석할 수 있는 능력이 필요하다. 같은 종류의 객체들임에도 불구하고 다른 모습을 하거나, 반대로 다른 종류의 객체라도 어떠한 기준에서 보면 유사한 객체로 보이는 경우를 구분하기 위해서는 객체들간의 다양성을 보장함과 동시에 다른 종류의 객체 간에 존재하는 차이점을 구별할 수 있어야 한다.⁷⁹⁾

다) 모델 선정

모델 선정 단계는 데이터 학습 단계로서, 학습 데이터셋을 이용하여 인공지능을 학습시키고, 해당 모델의 성능을 향상시키거나 보정하는 활동을 수행한다. 본 연구에서는 음성데이터, 이미지 데이터, 환경 및 기타 정보 데이터 등 다양한 양식의 데이터를 각각의 데이터 특성에 맞게 이를 처리하여야 한다. 사용되는 학습 데이터 셋 중 가장 핵심이 되는 이미지 데이터 (512x512 이상)는 높은 차원의 데이터이므로, 이를 처리하기 위해서 주로 CNN (Convolutional Neural Network) 알고리즘을 많이 사용하고 있다.

음성 데이터는 발정 시 울부짖는 행동이 증가하는 점을 이용하여, 음성 데이터 내 울음 소리 패턴 인식을 수행해야 한다. 이 때, 패턴 인식 및 자료 분석을 위한 지도학습 모델인 Support Vector Machine (SVM)을 수행한다. 또한, DBN (Deep Belief Network) 와 같은 심층 신경망 모델을 통해 음성 패턴을 인식한다.

79) 김대훈,노승민,황인준. (2012). “실시간 다중 객체 인식 및 추적 기법”. 『한국항행학회논문지』, 16(2), 386-393.

[표 3-15] 객체인식을 위한 인공지능 모델 성능 비교(Box AP)

	Box AP	순위
Swin-L	58.7%	1
Cascade Eff-B7 NAS-FPN	57.3%	2
Scaled-YOLOv4 CSP	56.0%	3
Efficient-Det	53.7%	4

최근 제안되는 객체인식을 위한 인공지능 모델들의 COCO test-dev Data set 에 대한 Box AP (IoU 및 Class 별 AP 평균)기준으로 상위 4개 모델의 성능을 비교한 결과는 [표 3-15]와 같다. 또한, AP75 기준으로 모델 성능 비교 결과는 [표 3-16]과 같다.

[표 3-16] 객체인식을 위한 인공지능 모델 성능 비교(AP75)

	AP75	순위
Scaled-YOLOv5 CSP	61.2%	2
Cascade Eff-B7 NAS-FPN	58.5%	11
Efficient-Det	58.4%	13
Swin-L	N/A	N/A

AP와 AP75에서 고른 성능을 보이는 Scaled-YOLOv4 CSP와 Box AP가 가장 우수한 Swin-L을 적용 모델로 선정하고 사용환경에 맞게 개발한다.

본 연구에서는 [표 3-17]과 같이 실험을 진행할 방법으로 발정 주기 예측 모델을 제시한다.

[표 3-17] 활용 인공지능 모델

데이터명	인공지능모델	모델 성능 지표	응용서비스
온도, 체중, 연령 +음성 데이터 (울부짖기 증가) +이미지 데이터 (승가 행동)	발정 주기 예측 모델	ROC, F-score 등	번식 한우 발정 시기 예측

동물의 상태 이미지 학습을 위한 인공지능학습은 여러 가지의 태스크가 존재하며, 일반적으로 객체를 분류할 수 있는 CNN, 객체를 검출할 수 있는 Faster R-CNN, YOLO, 객체를 분할하여 마스킹 하는 Mask R-CNN을 후보군으로 선택 가능하다.

(1) CNN을 활용한 특징추출과 클래스 분류

컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network, CNN)은 주로 이미지, 비디오, 텍스트, 사운드, 얼굴 인식 등 다양한 영역에서 특징추출 또는 분류를 위해 사용한다. CNN은 패턴을 직접 찾고 특징을 분류하는데 직접 학습하고 높은 수준의 인식 결과를 나타내는 딥러닝 알고리즘 중 가장 많이 사용되는 알고리즘이다.

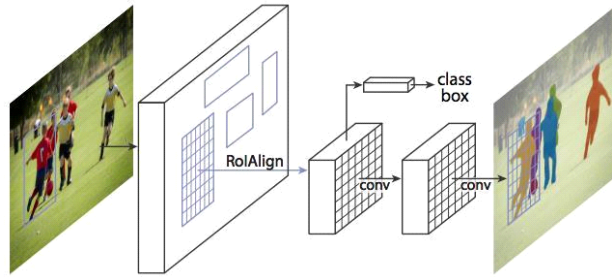
컨볼루션 신경망의 구조는 이미지의 특징을 추출하는 부분과 클래스를 분류하는 부분으로 나눌 수 있으며, 특징 추출영역은 컨볼루션 레이어와 풀링 레이어를 여러 겹 쌓는 형태로 구성되며, 입력 데이터에 필터를 적용 후 활성화 함수를 반영한다. 마지막에는 이미지의 분류를 위한 완전 연결 레이어(Fully Connected Layers, FC)가 추가되며, 이미지의 특징을 추출하는 부분과 이미지를 분류하는 부분 사이에 이미지 형태의 데이터를 배열 형태로 만드는 Flatten레이어가 존재한다. 이미지 특징추출을 위하여 입력 데이터를 필터가 순회하며 합성곱을 계산하고, 그 계산 결과를 이용하여 Feature Map을 구성, 컨볼루션 레이어는 Filter 크기, Stride, Padding 적용 여부, Max Pooling 크기에 따라서 출력 데이터의 Shape가 변경되기도 한다.⁸⁰⁾

(2) Mask R-CNN을 이용한 객체 분리

Mask R-CNN은 Faster R-CNN에 각 픽셀이 객체인지 아닌지를 masking하는 CNN을 추가하여 Binary Mask를 만든다. Mask R-CNN은 COCO challenges의 모든 task(instance seg, bounding-box(bbox) object detection, person keypoint detection)에서 이전 모델보다 우수한 성능 보인

80) 강영진. (2020). “인공지능 신경망의 파라미터 변화에 따른 상관전력 보안 분석”. 동서대학교 대학원 박사학위논문.

다.



[그림 3-12] Mask R-CNN 아키텍처

[그림 3-12]은 Mask R-CNN 아키텍처를 보여준다. Mask R-CNN 아키텍처에서는 이미지에서 Conv Layer를 이용해 Feature map을 추출하여 RoI를 추출한 결과를 Classification과 bbox regression(Faster R-CNN)하는 것을 나타낸다.

R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN 모두 객체탐지(Object Detection)을 위한 모델이며, Mask R-CNN은 Faster R-CNN을 확장하여 Instance Segmentation에 적용하고자 하는 모델이다.

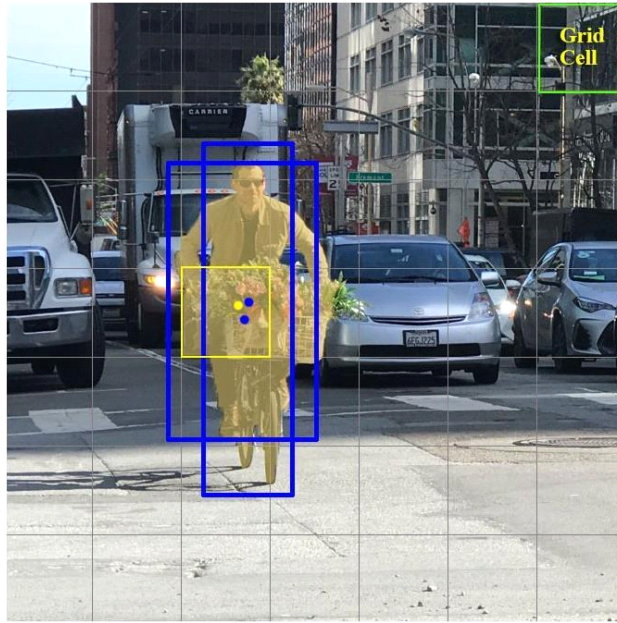
[표 3-18] R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, Mask R-CNN 비교

	모델	목적
1	R-CNN(2014)	Object Detection
2	Fast R-CNN(2015)	Object Detection
3	Faster R-CNN(2016)	Object Detection
4	Mask R-CNN(2017)	Instance Segmentation

(3) YOLO를 활용한 객체 검출

YOLO 모델의 원리는 예측하고자 하는 이미지를 $S \times S$ Grid cells로 나누고 cell마다 하나의 객체를 예측한다. [그림 3-13]는 YOLO 모델의 Grid cells 표현을 나타낸다. 미리 설정된 개수의 boundary box를 통해 객체의 위치와 크기를 파악한다. 이때, 셀(cell)마다 하나의 객체만을 예측할 수 있기 때문에 여러 객체가 겹쳐 있게 되면 몇몇 객체는 탐지를 못하게 될 가능성

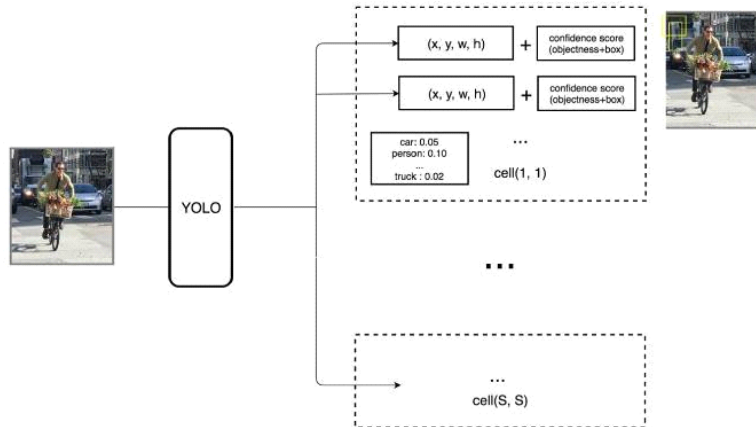
있다. 각 셀(cell)은 다음 조건으로 예측을 진행한다. 먼저, [그림 3-14]에서 처럼 B개의 boundary boxes를 예측하고 각 box는 하나의 box confidence score를 가지고 있으며, 예측된 box 수와 관계없이 단 하나의 객체만 탐지하며, 또한, C개의 conditional class probabilities를 예측한다.



[그림 3-13] YOLO 모델의 Grid cells 표현

각 boundary box는 객체의 위치 (x, y), 객체의 크기 (w, h), box confidence score로 구성되어 총 5개의 인자를 보유한다. 여기서 box confidence score는 box가 객체를 포함하고 있을 가능성(objectness)과 boundary box의 정확성을 검토한다. Conditional class probabilities는 탐지된 객체가 어느 특정 클래스에 속하는지에 대한 확률이며, 각 score는 수학적으로 정의되며, Class confidence score는 분류와 지역화(localization) 둘 다에 대한 confidence를 측정한다. 예를 들어, PASCAL VOC를 평가하기 위해 7x7 grids, 2 boundary boxes, 20 classes를 사용했을 경우, 1 cell = 2x (x, y, w, h, confidence) + 20 = 30이므로 출력 결과의 형태는 (7, 7, 30)이 된다. YOLO의 주요 개념은 (7, 7, 30) 텐서를 예측하는 CNN 네트워크를 구축하는 것이며, CNN 모델은 spatial dimension을 1024개의 channel을 가진

7x7 dimension으로 축소한다.



[그림 3-14] YOLO 모델의 B개 boundary boxes 예측

YOLO는 $7 \times 7 \times 2$ boundary box 예측을 만들기 위해 2개의 fully-connected layers를 통해 linear regression을 수행한다.

결론적으로, YOLO는 24개의 convolutional layers와 2개의 fully-connected layers로 구성되어 있으며, 몇몇 convolution layers는 1×1 커널을 사용해서 feature maps의 깊이를 줄이고 최종적으로 (7, 7, 30) 형태의 텐서를 구성한다.⁸¹⁾

5) 인공지능 모델 선정 및 적용

Mask R-CNN과 YOLO 모델은 AIhub의 인공지능 학습용 데이터를 기반으로 여러 사물을 동시에 검출할 수 있는 학습을 진행한다.

YOLO는 실시간 객체 탐지에 최적화되어 있기에 Faster R-CNN보다 적합한 학습 모델로 평가된다. 특정 사물을 분류하는 성능평가는 Accuracy, Precision과 Recall을 사용한다. 구축된 데이터를 가지고 학습을 진행할 경우,

81) Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640>

약 90%의 데이터는 학습용으로 사용하고, 나머지 10%는 검증을 위해 사용한다. 학습할 데이터의 양은 1,000개 기준으로 8:2 또는 9:1 비율을 사용한다. YOLO는 윈도우 기반과 리눅스 기반으로 사용할 수 있으며, 적합성 검토에는 윈도우 기반으로 데이터 유효성 시험을 진행한다.

가) 발정 주기 예측

발정 시기에는 기본적으로 발정행동 진행을 위해 동료를 탐색하는 행동(발정탐색), 승가 행동 등 독특한 패턴을 보이는 것이 확인된다. 발정 행동(발정탐색, 발정우 걷기, 승가 행위)과 일반 행동(발정 행동이 아닌 것으로 라벨링) 이미지 구분을 할 수 있는 딥러닝 예측 모델을 세우는 것이 필요하다.

나) 어노테이션 포맷 및 데이터 구조

(1) 데이터 포맷 개요

환경요소 확인을 위해 메타데이터를 각 농장별/축사별/수소,암소별 5분단위로 환경데이터를 수집하였다. 생장 상황에 대한 원시데이터도 각 축사별 CCTV를 통하여 24시간 기준으로 영상을 수집 한 후 각각 5분 단위로 분할 편집하여 각 시간별 객체의 행동을 파악 가능하도록 하였다. 최종 파일명에 수집시간 및 종료시간을 명시함으로써 환경 메타데이터와 연계하여 인공지능 데이터 활용이 가능하도록 하였다.

(2) 어노테이션 방식 및 기준

객체 부위 식별을 위해서는 Bounding box, 객체의 정적 행동 식별을 위해서는 Polygon, 객체의 동적 행동 식별을 위해서는 Key-point 방식을 선정하였다. [표 3-19]는 라벨링 작업시 영상/이미지 행동 분류 방법을 나타내고 있으며, 일반 상황과 분만이나 발정 등 특수 상황으로 구분하여 분류하였다.

[표 3-19] 라벨링 작업시 영상/이미지 행동 분류 방법

구분	행동 분류	영문명	상황	세부내용
----	-------	-----	----	------

1	자기몸 단장	Personal Grooming	일반	자신의 신체를 유지·관리하기 위해 혀, 입술, 발굽 또는 주변 구조물을 이용해 체표를 긁고, 뜯고, 핥고, 비비는 행동
2	송아지 포유	Giving Milk	일반	어미소의 젖을 빠는 동작
3	서 있음	Stand	일반	완전히 퍼진 네다리가 안정적으로 몸을 견인한 상태에서 네발굽바닥이 모두 지면과 닿아 있음
4	서기 동작	Standing	일반	앉아있던 소가 서기 위한 이행 동작, * 동작의 순서와 단계가 있음(행동양식이 정해짐)
5	걷기	Walking	일반	네 다리로 걸을 때의 움직임
6	뛰기	Running	일반	빠른 속도로 달리거나 높이 뛰어오르는 일련의 움직임
7	사료 섭취	Eating	일반	혀와 입을 이용해 사료를 입안으로 모으고 씹고(저작) 삼키는 일련의 과정
8	음수	Drinking	일반	음수조에서 핥거나 마시는 (빨아 들이는) 행동
9	반추	Stand Ruminating	일반	이미 섭취했던 사료덩어리(식괴)를 게워내어 저작 후 다시 삼키는(연하) 일련의 행동 + 게움질-저작-연하가 순서적으로 반복 * 앉아 반추와 서서 반추로 구분하여 수집
		Sit Ruminating	일반	
10	사회적 몸단장	Social Grooming	일반	사회적 유대를 위해 동료소의 체표를 핥고, 빨고, 비비는 행동
11	배뇨	Urinating	일반	뇨를 배출하는 행위, 암컷의 경우 꼬리는 치켜드는 동작 선행
12	배분	Defecating	일반	분을 배출하는 행위, 꼬리를 위로 치켜드는 동작 선행
13	앉아 있음	Sit	일반	앞무릎이 펴있거나 굽혀진 상태에서 네 다리와 아랫배가 완전히 지면과 맞닿아 있는 상태
14	앉기 동작	Sitting	일반	서있던 소가 앉기 위한 이행 동작. * 동작의 순서와 단계가 있음

15	휴식	Rest	일반	앉은 상태에서 휴식 또는 수면을 위해 취하는 자세 * 3가지 자세(횡와, head on greound, head on flank)로 구분
16	(일반) 송아지 돌봄	Calf Grooming	일반	어미소가 포유 중 또는 평소 혀로 송아지의 체표를 핥는 행동
17	꼬리 들기	Tail Lift	특수 (분만)	분만 진통으로 인해 분만우가 꼬리를 위로 치켜올리는 동작
18	분만 걷기	Walking for Parturition	특수 (분만)	분만우가 분만할 자리를 찾기 위해 머리를 아래로 향하고 탐색하듯 걷는 행동
19	분만 만출	Expulsion of Fetus	특수 (분만)	분만우의 질 밖으로 양수, 송아지 발목, 머리, 몸통의 일부가 만출되는 장면
20	송아지 분만	Parturition	특수 (분만)	분만우의 질 밖으로 송아지의 몸이 모두 빠져나온 직후의 장면
21	(특수) 송아지 돌봄	Calf Grooming	특수 (분만)	분만우가 혀로 갓 태어난 송아지의 체표를 핥는 행동
22	발정 탐색	Estrus Seeking	특수 (발정)	발정우와 동료우가 발정행동 진행을 위해 서로를 탐색하는 행동 * 서로의 꼬리를 따라 원을 그리며 걷는 동작(1), 서로의 등이나 엉덩이 위로 턱을 기대는 동작(2), 배변하는 소의 오줌 냄새를 맡고 플레멘 반응(3)을 하는 동작으로 구분
23	발정우 걷기	Estrus Walking	특수 (발정)	발정이 온 소가 발정행동의 일환으로 걷는 행동, 보통 때 걸음보다 빠르고 리듬이 있는 편
24	승가	Mating	특수 (발정)	발정우가 상대우에게 또는 상대우가 발정우의 엉덩이 위를 올라타는 행동
25	승가 허용	Mating Acceptance	특수 (발정)	특수(발정) 증가를 수초 동안 받아들여 부동의 자세로 서있는 행동
26	행동 미분류	Blank	Blank	도저히 구분이 불가능하여 라벨링하기 어려운 상황 Blank 처리

제 4 장 가축의 생육 데이터를 활용한 인공지능 모델 의 구현

3장에서 설계한 스마트 축사 시뮬레이션을 위한 인공지능 모델의 유효성은 한우, 젖소 등 소의 사육 환경에서 실험을 통해 검증하였다. 한우와 젖소는 모두 소이지만, 한우는 소고기의 생산, 젖소는 우유의 생산을 목적으로 사육하기 때문에 사육 방법이 다르고 상황별 행동 또한 다르다.

다음은 한우에 이어 젖소 데이터를 가지고 실험을 진행하였다. 젖소의 경우 같은 소이지만, 한우와 다른 행동을 보이고 있기에⁸²⁾ 각각 한우와 젖소에 대해서 다른 인공지능 모델을 적용하여 실험을 진행하였다. 또한, 본 실험에서는 스마트 축사에서 발생할 수 있는 시나리오 중 암소의 발정을 탐지하는 것으로 선정하였다. 발정 탐지를 선정하게 된 이유는 축산 농가에서 직접적으로 생산성을 향상시키고 손실을 줄이기 위해 동물의 수정 적기를 파악하는 것은 동물의 다른 어떤 건강 및 이상 상태를 파악하는 것보다 매우 중요하기 때문이다.⁸³⁾

제 1 절 한우 스마트 축사 인공지능 학습 모델의 구현 및 테스트

1) 데이터 수집, 정제, 가공

인공지능 데이터의 구축을 목표로 한우의 원령별 생장 발달 과정과 행동 분류를 통하 한우의 사양 관리와 번식 관리에 활용 가능한 개체 데이터를 수집 가공 정제하였다. 원천 데이터는 mp4 형태로 제공되며 가공 정제된 데이터는 jpg와 xml 형태로 제공되며 송아지 및 분만 한우의 음성 등 특수 개체

82) 손준규, 박성재, 백광수, 최유림, 이명식, 김상범, 김현섭, 신승오, 박춘근, 박수봉. (2008). “한우와 젖소의 발정 행동 반복수와 지속 시간에 관한 연구”. 『한국수정란이식학회지』, 23(3), 141-145.

83) M. S. Dawkins. (2006). A user's guide to animal welfare science. *Trends in Ecology & Evolution*, 21(2), 77-82.

의 한우 음성 데이터도 제공되고 있다. 구축 수량은 각 한우의 종별 원령별 구분으로 총 30만 장 이상이 제공되며 축사 내에 온도 습도 등의 환경 정보도 함께 제공된다. 구축된 한우의 학습용 데이터는 성장 발달 역량 사양 번식 관리 등의 각각 해당되는 데이터를 구축하였다. 학습용 데이터는 전국에 총 다섯 개의 농장에서 원천 데이터를 cctv 녹음기 환경 센서를 통하여 수집하였고 수집된 데이터를 각 성장 단계와 활용 측면에서 종류별로 수집 분류한 이후 작업자가 작업을 용이하게 하기 위하여 분류하여 가공 정제를 수행하였고 최종 품질 검수 조직에서 별도의 품질 검증을 통하여 최종 인공지능 허브의 학습용 데이터를 적재하게 된다. 데이터 가공 방법은 수집된 데이터를 각 영역별로 작업자에 배정하여 작업 결과에 대한 검수를 수행하고 각 영상의 2차 품질 검수를 통하여 최종 데이터에 활용이 가능한 형태로 가공하여 제출하게 된다.

아래 영상 이미지는 최종 수집하여 가공한 이미지를 보여주고 있다.

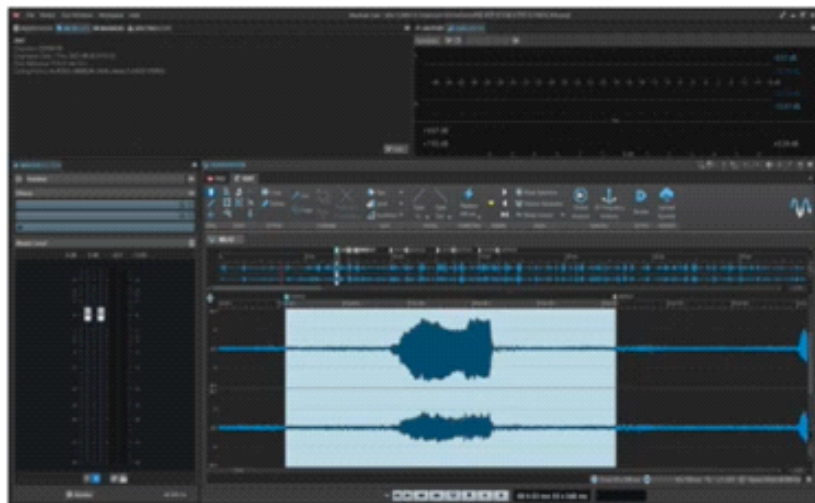


[그림 4-1] 가공된 이미지

한우 개체는 총 세 가지 바운딩 박스, 키 포인트, 폴리곤 방식으로 각각 가공되어 각 개체가 축사 내에서 어떤 행동 분류에 해당되는지 그리고 어떤 부위가 해당되는지를 각 영상 이미지에 맞게 가공하였다.

음성 데이터는 별도의 장비를 통하여 송아지와 암소를 구분하였고

활용성이 높은 분만음과 배고픔음을 집중적으로 수집하여 정제 가공하였다.



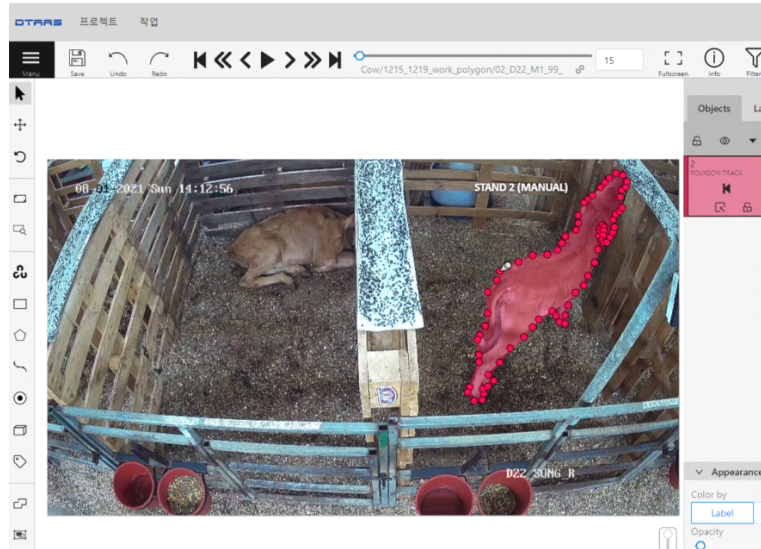
[그림 4-2] 가공된 음성 데이터

데이터 제공 형식은 다음과 같이 어노테이션 정보를 포함하고 있다.
각 형식에 대한 상세한 설명은 [표 4-1]과 같이 상세하게 제시되어 있다.

[표 4-1] Annotation Data

Tag Name	설명
<task>	메타 데이터의 상세
└ <id>	데이터 가공 참여자에게 부여되는 Job ID로 Job 생성시 자동으로 부여
<name>	Task 명
<size>	이미지의 파일 개수
<mode>	작업 모드 (Annotation - 이미지 작업, Interpolation : 동영상 작업)
<overlap>	세그먼트간에 겹치는 프레임 수
<bugtracker>	Task 정보 페이지 주소
<created>	Task 생성 일시
<updated>	Task가 업데이트 일시
<start_frame>	시작 프레임
<stop_frame>	종료 프레임
<frame_filter>	추출 이미지 간격
<labels>	라벨들의 정보
└ <label>	상세한 개체 정의(name, color, attribute)
<segments>	Task를 segment로 등록했을 경우 세그먼트 단위 정보(id, start, stop, url)
<owner>	해당 XML의 소유자 정보 (소유자 이름, 이메일)
<assignee>	검수자
<original_size>	원본 사이즈를 의미(width, height)
<dumped>	해당 XML이 다운로드된 날짜
<source>	동영상 파일명

데이터는 Anotation Tool을 사용하여 가공하였다.

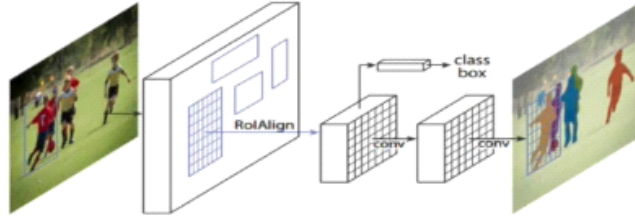


[그림 4-3] 폴리곤 작업 결과물

한우의 행동 분류별 태깅을 선택하여 세 가지 방법 중 하나를 선택하여 가공 작업을 진행할 수 있다. [그림 4-3]는 저작 도구로 폴리곤 작업을 수행한 결과이다.

2) 데이터 학습

다음은 데이터 학습이다. 인공지능 데이터에 대한 전처리 및 학습 알고리즘으로는 Mask R-CNN 모델을 활용하여 본 데이터의 학습을 수행하였다.



[그림 4-4] Mask R-CNN 모델

세부 수행 방법은 수행 명령 부분에 세부적으로 기술된 순서로 진행하여 수행할 수 있고 최종 학습 결과를 확인할 수 있다.

0. conda activate detectron
1. 1.rawdata에 폴더(images폴더 내 image 파일들 / annotations.xml 파일) 적재 (여러개의 폴더도 가능)
2. python data_parsing.py 실행하여 json 형태로 변경
3. python split.py 실행하여 train, validation, test set으로 변경
4. jupyter notebook polygon_training.ipynb 실행 혹은 jupyter로 해당 폴더에 들어온 후 polygon_training.ipynb 실행 - 이후 line by line 실행 ## model training 없이 prediction 만 수행할 경우, 5line / 7line 실행하지 않음
5. python calculate_results.py 실행
6. Final_output.txt 생성 확인

이러한 알고리즘을 활용하여 객체의 분류 작업이 이루어지며 한우의 행동 분류에 대한 높은 인식률을 기록하고 있다. 최종 학습 결과와 모델에 대한 최종 값은 [표 4-2]과 같다. 표에서 알 수 있는 것처럼 바운딩 박스를 위한 평가에서 거의 모든 AP에서 90 이상의 높은 점수를 받았다.

[표 4-2] BBOX를 위한 평가 결과

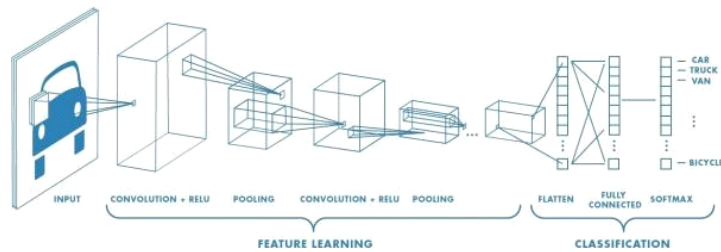
AP	AP50	AP75	APs	APn	API
90.295	99.466	97.370	70.000	72.644	90.421

[표 4-3]는 카테고리별 바운딩 박스의 AP 결과이다. 일반(Normal)과 승가(Mounting)이 각각 93.110, 87.481 등 승가 상태일 때 AP값이 다소 낮게 나왔다.

[표 4-3] 카테고리별 BBOX의 AP

category	AP
Normal	93.110
Mounting	87.481

CNN은 [그림 4-5]과 같이 알고리즘을 통해 작동하게 되는데, 우선적으로 입력 데이터에 대한 적절한 필터를 통해 이미지를 추출하는 Convolution을 수행한 후, 추출한 특징을 강화하고 실제 사용되는 이미지의 크기를 압축하는 Pooling과정을 거치게 된다.



[그림 4-5] CNN의 동작

이 두 과정을 여러 번 반복하는 특징 추출(feature extraction) 과정 이후에, 최종적으로 얻어낸 특징(feature)들로 분류(classification)를 수행하게 된다. 위와 같은 알고리즘을 가지는 CNN은 컴퓨터 비전 분야에서 강력한 영향력을 지니며, 이를 기반으로 확장된 CNN관련 딥러닝 알고리즘들이 해당 분야에 널리 사용되고 있다.

이러한 인공지능 학습을 통하여 한우의 승가 행위를 탐지하여 발정을 탐지할 수 있다. 수집된 영상을 통하여 한우의 승가 행위를 탐지하고 이러한 행동 분류의 식별을 통해서 인공지능을 활용한 한우의 번식 관리와 사양 관리가 가능하도록 더욱 발전시켜 나갈 수 있다.

음성 모델은 CNN을 사용하였는데, 음성 데이터를 받고 이미지 파형으로 변환 후 모델에 넣은 후 특징(feature) 추출을 통해 추출한 특징의 특정 수치

를 알 수 있게 된 후 정상 및 발정 클래스를 분류하였다. [표 4-4]는 관찰 그룹별 발성음의 음성 특성을 나타내는 데 이중 A그룹(발정암소)의 Pitch가 가장 높다는 것을 보여준다.

[표 4-4] 관찰 그룹별 발성음의 음성 특성

	Pitch	Intensity	1 Formant	2 Formant	3 Formant	Duration
A	231.3±73.7	46.2±2.8	895.0±86.9	2518.6±154.3	4707.7±306.6	1.9±0.4
B	116.2±44.6	47.3±8.6	997.7±45.7	2600±296	4712±467	1.8±0.6
C	194.5±80.6	57.4±3.7	755.4±167.6	2465.6±153.4	4629.0±134.1	2.5±1.0
D	176.7±82.8	57.9±2.3	748.6±167.1	2476.5±171.1	4410±428	2.7±1.0
E	234.7±26.3	78.8±1.1	1004.4±84.6	2277.2±88.3	3755.2±145.7	1.8±0.3
F	541±433	78.4±3.3	955.4±74.1	2453±257	3876.5±184.6	1.2±0.4

A : 발정암소

B : 출산직전 암소

C : 1개월령 송아지의 어미소

D : 3개월령 송아지의 어미소

E : 이유직후 송아지

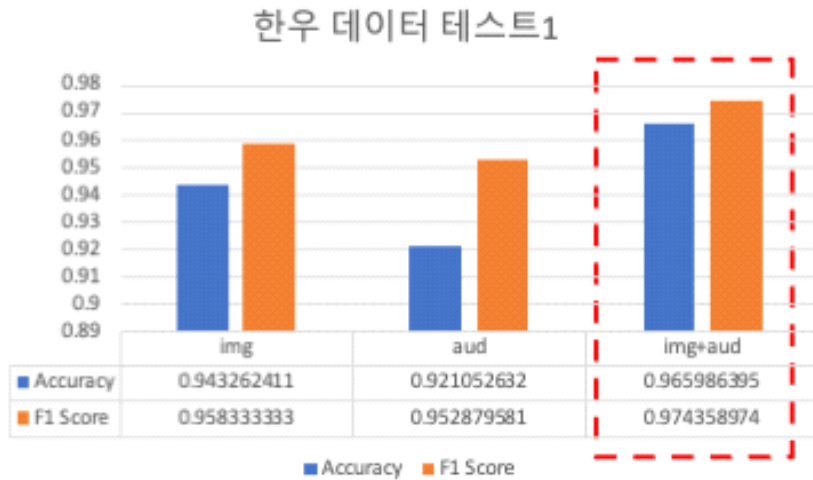
F : 분만전 암소

3) 실험 결과

동일한 시간에 CCTV로 수집된 한우의 정상 상태 및 발정 상태의 영상(승가)과 소리(발성음) 데이터에서 추출된 이미지 및 발성음 데이터 쌍을 1,000개씩 3회에 걸쳐, 위에서 학습된 각각의 데이터별 모델에 적용하여 테스트하였다. 성능 평가는 정확도(Accuracy)⁸⁴⁾, F1 Score⁸⁵⁾로 진행하였다. 테스트 결과, 다음 차트와 같이 각각 이미지 또는 발성음으로 테스트 해 보았을 때보다, 이미지와 발성음을 동시에 테스트 해 보았을 때 높은 성능을 보였다.

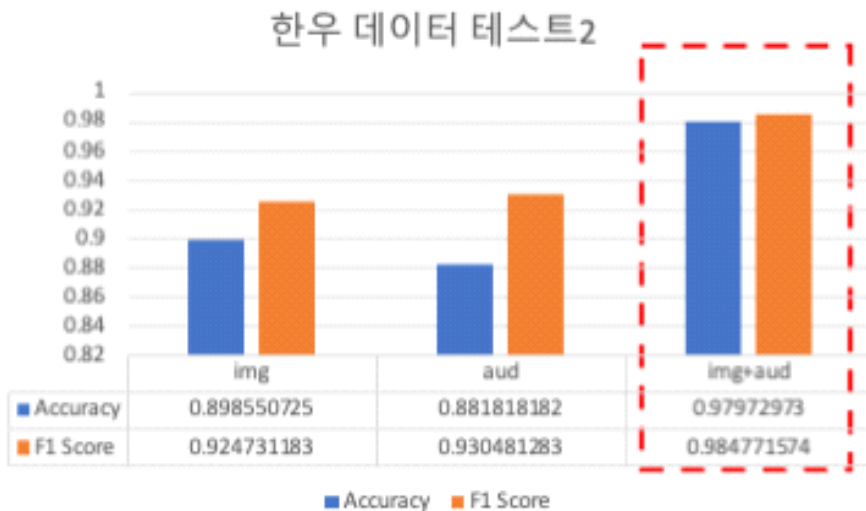
84) 전체 데이터 중 모델이 올바르게 분류한 비율

85) 정밀도(Precision)와 재현도(Recall)의 조화평균. 정밀도는 예측값이 Positive라 분류된 것 중 실제값이 Positive인 비율, 재현도는 실제값이 Positive인 것 중 예측값이 Positive라 분류된 비율.



[그림 4-6] 1차 테스트 결과 성능 평가

1차 실험에서 검증용 데이터 셋에서 이미지 데이터로 테스트 했을 때에는 정확도는 0.94, F1 Score는 0.95 였고 오디오 데이터의 테스트 결과는 정확도는 0.92, F1 Score는 0.95였다. 이에 비해 이미지와 오디오 데이터 셋으로 한 테스트 결과, 정확도는 0.96, F1 Score는 0.97로 앞의 두 경우보다 두 지표 모두 향상되었고, [그림 4-6]에서 결과를 확인할 수 있다.



[그림 4-7] 2차 테스트 결과 성능 평가

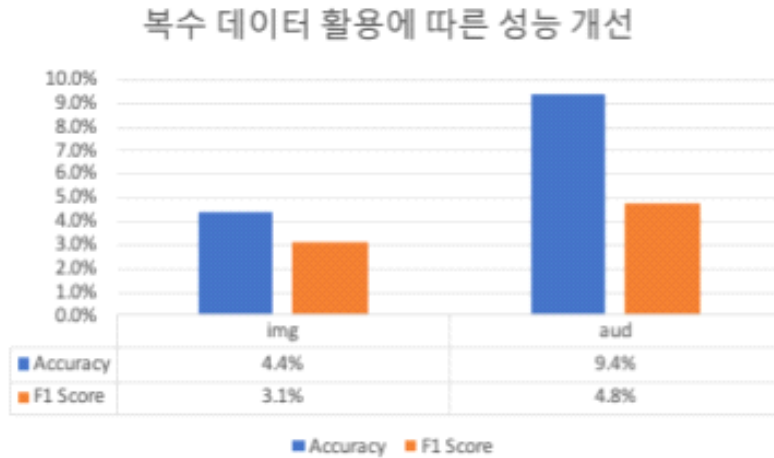
이어서 1차 실험에서 사용하지 않은 데이터 셋을 가지고 동일한 방법으로 2차 테스트를 진행한 결과는 [그림 4-7]과 같다. 이미지 데이터로 테스트 했을 때에는 정확도는 0.89, F1 Score는 0.92 였고 오디오 데이터의 테스트 결과는 정확도는 0.88, F1 Score는 0.93였다. 이에 비해 이미지와 오디오 데이터 셋으로 한 테스트 결과, 정확도는 0.97, F1 Score는 0.98로 앞의 두 경우보다 두 지표 모두 향상되었다.

앞의 1차, 2차 실험에서 사용하지 않은 데이터 셋을 가지고 동일한 방법으로 3차 테스트를 진행한 결과는 [그림 4-8]과 같다. 이미지 데이터로 테스트 했을 때 정확도는 0.92, F1 Score는 0.94였고 오디오 데이터의 테스트 결과는 정확도는 0.84, F1 Score는 0.90였다. 이에 비해 이미지와 오디오 데이터 셋으로 한 테스트 결과, 정확도는 0.94, F1 Score는 0.95로 앞의 두 경우보다 두 지표 모두 향상되었다.



[그림 4-8] 3차 테스트 결과 성능 평가

3차례에 걸친 테스트를 종합하였을 때, 이미지 데이터만 테스트 했을 때보다 이미지와 오디오 데이터를 복수로 테스트 했을 때보다 모두 정확도, F1 Score가 향상되었다.



[그림 4-9] 테스트 결과 성능 평가

평균적으로 정확도는 4.4%, F1 Score는 3.1% 성능 향상이 되었고, 오디오 데이터만 테스트 했을 때 보다 이미지와 오디오 데이터를 복수로 테스트 했을 때 보다는 평균적으로 정확도는 9.4%, F1 Score는 4.8% 성능 향상이 되었다.

이러한 실험 결과를 통해 스마트 축사의 다양한 장비로부터 수집되는 정보를 가지고 인공지능 모델을 학습하였을 때, 보다 정확한 예측이 가능하다는 것을 검증할 수 있었다.

제 2 절 젓소 스마트 축사 인공지능 학습 모델의 구현 및 테스트

1) 데이터 수집, 정제, 가공

Alhub에서 제공하는 젓소 스마트 축사의 사육 및 비유 단계에 대한 이미지, 영상, 음성 데이터를 가지고 인공지능 활용 예측 모델을 구축하였다. 이미지를 통한 바운딩 박스 67만 8천841장, 키 포인트 10만 294장, 음성 1,260건을 학습용 데이터로 사용하였다.

젓소 이미지 바운딩 박스 학습 데이터는 사육 단계, 포유기, 이유기, 육성기 등 총 21만7794장이다. 포유기, 이유기, 육성기의 행동은 걷기, 서기, 휴식, 섭식, 수면, 털 손질, 머리흔들, 꼬리흔들 등으로 구성되었다. 사육 단계의 초임우와 경산우의 학습 데이터는 총 15만 4천697장이다. 초임우, 경산우 행동은 걷기, 서기, 휴식, 섭식, 수면, 털 손질, BCS⁸⁶⁾, 엉덩이 및 지제⁸⁷⁾로 구성이 되며 총 젓소 이미지는 37만 2,491장이다. 착유 젓소 이미지 학습 데이터는 비유초기, 비유중기, 비유후기, 건유기로 구별하여 총 15만 1,499장, 젓소 유방 이미지 학습 데이터는 착유 젓소 이미지의 비유 단계와 같으며 총 15만14001장이다. 접수 음성 데이터는 정상 630건, 발정 630건 등 총 1260건이다. 젓소 키 포인트 이미지 학습 데이터는 총 10만 294장이다. 이미지 데이터는 녹화된 CCTV 영상을 10분 단위로 추출 mp4 형식으로 변경하고 영상에서 2,400장의 이미지를 추출 png 형식으로 변경 후 저작 도구를 활용하여 바운딩 박스, 키 포인트, 라벨링 작업을 통해 데이터가 구축되었다.

음성 데이터는 건강 상태를 알 수 있도록 최소 1분 이상의 길이로 녹음되었다. 녹음 처리된 데이터는 정상 또는 이상 구별을 위해 주파수 값을 확인 이후 저작도구를 이용해 주파수를 라벨링 하였다.

이미지 파일 형식은 png이고, 짝이 되는 json 파일과 함께 제공된다. 그리고 음성 파일 형식은 wav이고, 짝이 되는 json 파일과 같이 제공된다.

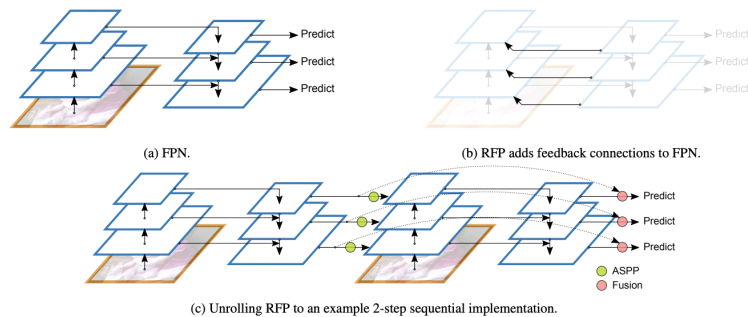
86) 신체충실지수. Body Condition Score (BCS)

87) 다리와 발굽. 肢蹄

2) 데이터 학습

가) 객체 검출 학습

객체 검출을 위해 DetectoRS⁸⁸⁾ 모델을 사용하였다. DetectoRS는 CVPR 2021에 발표되었으며, Recursive Feature Pyramid(RFP)를 사용한 알고리즘을 근간으로 하고 있다. RFP는 기존 FPN(Feature Pyramid Networks)를 연속적으로 이어 붙여 확장하는 방식으로 edge부분의 성능개선 효과를 보인다. Atrous Convolution은 모든 convolution layer의 필터 field-of-view를 넓힌 효과적인 기법으로, 연속적인 필터들 사이에 변수를 도입하여 매개 변수의 수나 계산량을 늘리지 않고 커널 크기 확대가 가능하다. SAC는 크게 3개의 components로 구성되어 있는데, 앞뒤로 추가된 2개의 global context module이 가장 큰 특징이며, 이 global context module 방식을 통해 안정성을 확보한다.



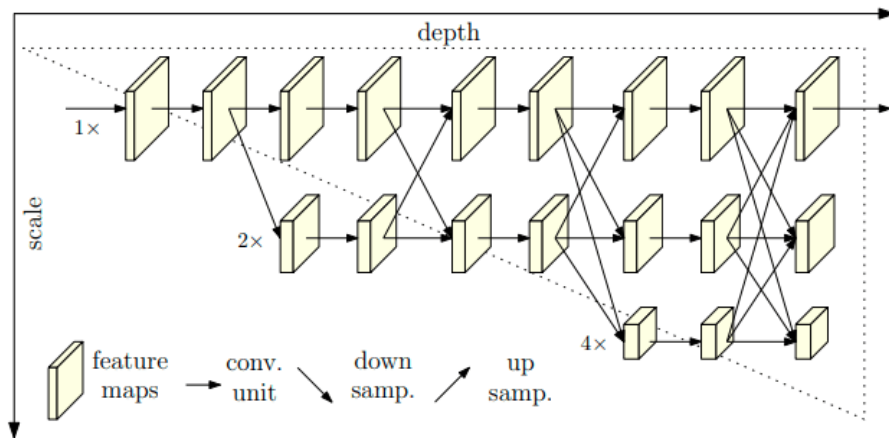
[그림 4-10] FPN, RFP

학습 조건은 epoch 10 이상, batch 10 이상으로 진행, 모델 학습 검증 평가 데이터셋의 경우 png, jpg의 파일 확장자 파일과 객체 정보를 레이블링한 json 파일 모델이 산출해내는 결과는 바운딩 박스들의 클래스 좌상단 xy 좌표 및 너비 높이이다.

88) Siyuan Qiao, Liang-Chieh Chen, Alan Yuille. (2020). "DetectoRS: Detecting Objects with Recursive Feature Pyramid and Switchable Atrous Convolution".

나) 키 포인트 검출 학습

키 포인트 검출 학습에는 HRNet⁸⁹⁾이라는 모델을 사용하였다. HRNet은 고해상도 특징을 저해상도 특징으로부터 복원하는 기존의 방법들과는 달리, 고해상도 특징을 전체 학습 과정 동안 유지한 채로 학습을 진행한다. 동시에 저해상도 특징으로부터 복원된 특징을 함께 학습하는 방식을 통해 keypoint 확률맵을 예측하는 문제에서 향상된 정확도를 이끌어낼 수 있는 모델이며, 이를 통해 더 높은 수준의 특징을 학습 할 수 있게 하였으며, 단순히 고해상도 특징과 저해상도 특징을 엮는 방식이 아닌, 비슷한 레벨의 특징들을 해상도별로 엮어 충분히 많은 정보들이 보조될 수 있도록 구조를 설계해 보다 더 정확한 pose estimation을 가능하게 한 모델이다.



[그림 4-11] HRNet 아키텍처

다) 행동 인식 학습

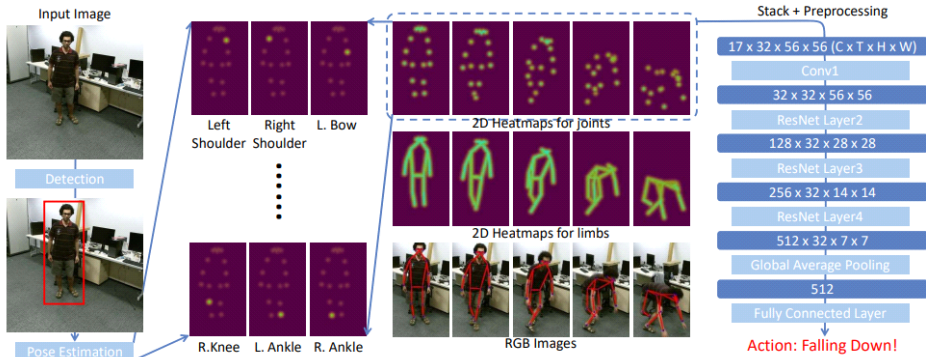
행동 인식 학습에는 행동 인식 모델인 PoseC3D⁹⁰⁾ 모델을 사용하였으며, 2021년에 발표된 모델로 사람의 골격을 기본으로 그래프 시퀀스 대신 3D 히트맵 스택에 의존하는 스켈레톤 기반 동작 인식을 한다는 특징을 가지고 있다. GCN기반의 방식에 비해 시공간적 특징을 학습하는데 더 효과적이며

89) 류태광. (2020). "HRNet을 이용한 키 포인트 기반 6 자유도 자세 검출 기법." 인하대학교 대학원 석사학위논문.

90) PoseC3D 알고리즘

<https://github.com/open-mmlab/mmdetection/blob/master/configs/skeleton/posec3d/>

pose estimation nose에 더 영향을 적게 받았다. cross-dataset에서 GCN기반 방식보다 일반화가 용이하다.

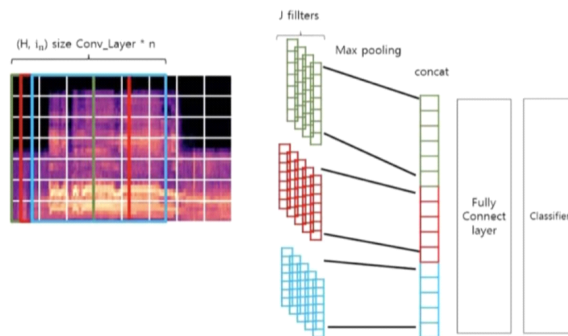


[그림 4-12] PoseC3D

모델의 학습 시 키 포인트 검출에 사용된 데이터셋을 사용하는데 액션 벨류라는 항목의 값이 true인 객체만 학습의 input feature로 사용한다. 모델이 선출해내는 결과는 걷기, 서기, 휴식, 섭식, 수면, 털손질, 머리흔들, 꼬리흔들 등 8가지의 행동이다.

라) 음성 분류 학습

음성을 분류하는 모델은 CNN(Convolution Neural Network)을 사용하였다. 해당 모델의 구조는 input, 3개의 Convolution layer, 3개의 Max Pooling layer, Fully-Connected Layer, output 등이다.



[그림 4-13] CNN을 사용한 음성 분류

해당 모델은 합성곱 레이어(Convolution Layer)를 거치며 특징을 추출하는데, 추출된 특징은 Max Pooling Layer를 거치며 파라미터를 줄인다. 파라미터를 줄임으로써, 과적합의 위험성과 연산량을 줄이는 특징을 가진다. 또한, classifier의 input으로 적합하도록 feature Map을 Fully-Connected 한다. 모델의 학습 검증 평가 데이터셋의 경우 mp3나 웨이브 파일과 음성 정보를 레이블링한 json 파일이다. 학습조건은 표와 같이 Epoch 10이상이다.

마) 모델 학습 결과

모델 학습 결과는 그림과 같다. 데이터는 detectoRS, HRNet, PoseC3D 모델로 뽑아낸 결과물이다. 좌측에 있는 사진들이 디텍터 detectoRS를 사용하여 바운드 박스 검출을 한 것이고 우측에 있는 사진들이 HRNet, PoseC3D를 사용하여 키 포인트 검출과 행동 인식을 한 결과물이다.

구분	이미지	구분	Keypoint & Recognition	
걸기		걸기		
서기		서기		
휴식		휴식		
Bounding Box		Keypoint Detection & Action Recognition		

[그림 4-14] 바운딩 박스, 키 포인트 탐지 및 행동 인식 결과물

다음은 음성 모델 CNN에 대한 결과다. 음성 데이터를 받고 이미지 파형으로 변환 후 모델에 넣은 후 특징(feature) 추출을 통해 추출한 특징의 특징 수치를 알 수 있게 된다. 이후 정상 및 발정 클래스를 분류한다.

수집된 원천데이터(.wav) 파일에서 추출한 젖소의 울음소리 전체 주파수를 측정하고 비교하였다. 수집된 정상 젖소의 울음소리 주파수는 100Hz ~

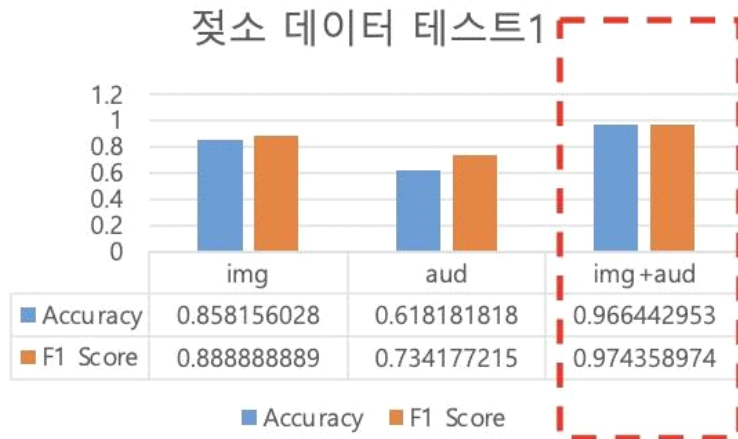
250Hz로 정상 기준 내에 존재하는 것을 확인했다. 젓소의 발정 울음소리의 경우, 일반 발성음보다 비교적 높은 음을 내기에 주파수가 일반 발성음에 비해 높은 Hz를 나타낸다.

3) 실험 결과

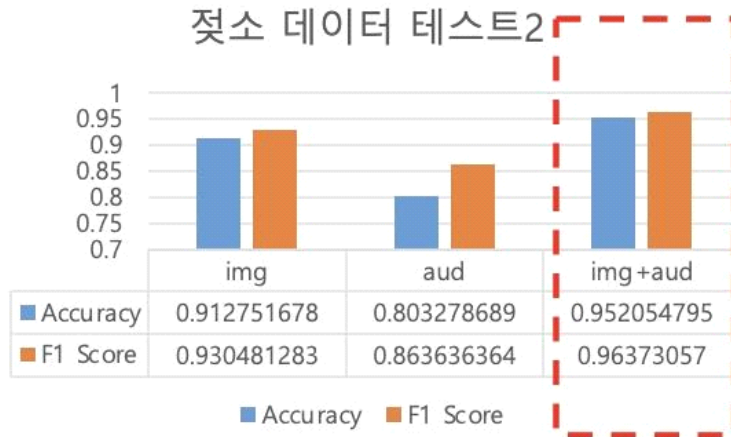
동일한 사건에 CCTV로 수집된 젓소의 정상 상태 및 발정 상태의 영상과 소리 데이터에서 추출된 이미지 및 발성음 데이터 쌍을 100개씩 3회에 걸쳐, 위에서 학습된 각각의 데이터별 모델에 적용하여 테스트하였다. 성능 평가는 정확도(Accuracy)⁹¹⁾, F1 Score⁹²⁾로 진행하였다. 테스트 결과, 첫 번째 테스트에서는 [그림 4-12]에서와 같이 이미지만으로 테스트하였을 때는 정확도 0.85, F1 Score 0.88, 발성음으로 테스트하였을 때는 정확도 0.61, F1 Score 0.73, 이미지와 발성음으로 동시에 테스트하였을 때는 정확도 0.96, F1 Score 0.97로 앞의 두 경우보다 더 좋은 결과를 얻었다. [그림 4-13], [그림 4-14]에서처럼 두 번째, 세 번째에서도 비슷한 결과를 얻었다. [그림 4-15]와 같이 세 번의 실험을 종합하였을 때, 이미지 데이터만 테스트 했을 때 보다 이미지와 오디오 데이터를 복수로 테스트 했을 때 보다 평균적으로 정확도는 7.2%, F1 Score는 5.3% 성능 향상이 되었고, 오디오 데이터만 테스트 했을 때 보다 이미지와 발성음 데이터를 복수로 테스트 했을 때 보다는 평균적으로 정확도는 35.2%, F1 Score는 21.6% 성능 향상이 되었다.

91) 전체 데이터 중 모델이 올바르게 분류한 비율

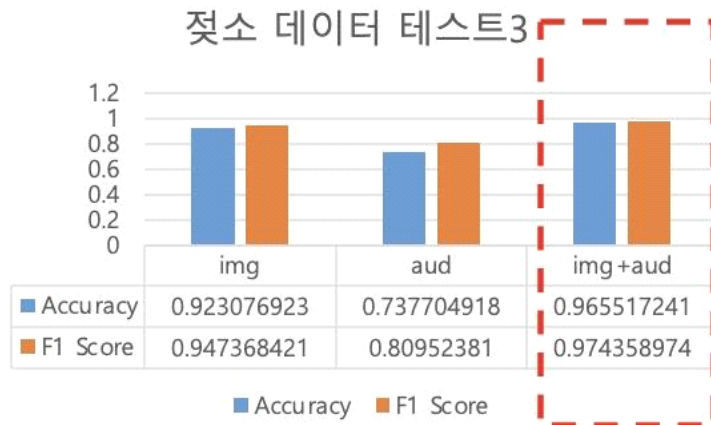
92) F1 Score는 정밀도(Precision)와 재현도(Recall)의 조화평균. 정밀도는 예측값이 Positive라 분류된 것 중 실제값이 Positive인 비율, 재현도는 실제값이 Positive인 것 중 예측값이 Positive라 분류된 비율.



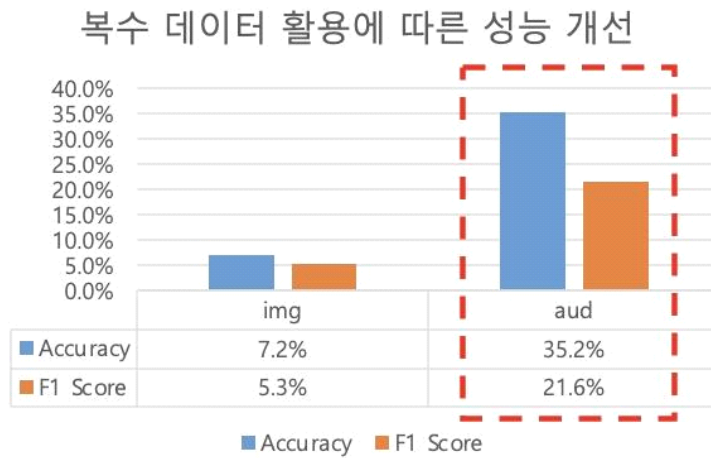
[그림 4-15] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 1



[그림 4-16] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 2



[그림 4-17] 젓소 이미지 및 오디오 학습 모델 성능 평가 3



[그림 4-18] 복수 데이터 활용에 따른 성능 개선

제 3 절 연구의 성과

본 연구에서는 기존 시스템 프레임워크를 응용하여 스마트 축사의 디지털 트윈 개념 모델과 프레임워크를 제시하였다. 그리고, 이 스마트 축사의 디지털 트윈 개념을 활용하여 스마트 축사의 인공지능 시뮬레이션 시스템을 구축하였다. 또한, 디지털 트윈의 중요한 핵심 기능중 하나인 예측 기능을 인공지능 모델 구현과 테스트를 통해서 유효성을 검증하였다. 기존의 스마트 축사 관련 인공지능 연구는 대부분 한 가지 방법으로 수집된 데이터로 인공지능 모델을 개발해왔다. 하지만, 본 연구에서는 축사의 영상과 오디오에서 추출한 데이터를 가지고 인공지능 모델에 적용해 보았고 각각의 데이터에 대한 인공지능 모델을 적용하였을 때 보다 우수한 성능을 나타낸다는 것을 검증하였다.

한우, 젓소 등을 사육하는 데 있어서 가장 큰 관심사 중의 하나인 발정의 탐지를 인공지능 모델 구현 및 테스트의 시나리오로 선정하여 테스트를 진행하였다. 기존의 ICT를 활용한 발정 탐지 방법은 발정 탐지기를 소의 목, 다리 등에 부착하는 방법이다. 이러한 발정 탐지기는 구입비용이 발생하고 접촉식 장치의 특성상 고장이 자주 발생한다. 본 연구에서 수행한 방법대로 CCTV나 녹음기 등으로 영상과 소리를 분석하여 발정을 탐지하게 되면 발정 탐지기 설치에 따른 비용 감소 효과를 얻을 수 있다. 기존 우리나라 한우농장의 경우 사육두수가 100두 미만의 농장이 63%를 차지할 정도로 소규모 농장이 많다.⁹³⁾ 이러한 소규모 농장은 농장주 1인이 가족의 도움으로 혼자 운영하는 경우가 많다. 이렇게 적은 노동력으로 축사를 관리하기 위해서는 자동화를 넘어 스마트한 축산 시스템이 갖추어져야 하는데 이러한 인공지능 기반의 스마트 축사 시스템 개발에 본 연구가 기여할 것으로 기대된다.

93) 가축위생방역지원본부. (2021). “축산농장 통계”, 『가축방역관리를 위한 축산농장 통계』, 101-112.

제 5 장 결 론

우리나라 축산업은 글로벌 경제 환경에서의 경쟁력 저하, 밀집사육, 악취, 축산인 고령화, 재난형 질병 반목, 식품안전, 동물 복지 등의 문제에 직면하고 있다. 이러한 산업 환경에서 축산업의 지속가능한 성장을 위해서는 4차 산업혁명 기술과 축산업의 융합이 필요하다. 본 연구는 기존 축사 관리에 디지털 트윈과 인공지능 기술을 융합하는 연구를 진행하였다.

우리나라 축산업은 그동안 축산인의 경험이나 수기로 관리하던 축산경영에 머물러 있었다. 이제는 이 단계에서 벗어나 숫자로 된 보고서, 문제점 분석, 핵심요인 파악, 분석모델 개발, 의사결정의 단계로 발전해나가야 한다. 하지만, 최근 청년 축산인의 유입으로 점차 축산인구도 변화하고는 있으나, 여전히 ICT기술을 보조 도구로 사용하기엔 축산인의 ICT에 대한 전문지식이 현저히 부족한 것이 현실이다. 따라서 다른 분야와는 다르게 디지털화, 자동화 등 기초 단계부터 발전하는 점진적인 발전보다는 인공지능, 로봇 등과 같은 상위 단계의 기술의 적극적인 도입이 필요하다. 축산인은 단지, 의사결정 단계에서 인공지능, 로봇 등 고도화된 서비스를 손쉽게 제공받음으로서 올바른 의사결정을 하면 되는 것이다. 본 연구의 실험에서는 가축의 행동, 발성음 데이터로 인공지능 학습을 하였고 각각의 데이터에 적합한 인공지능 모델을 생성하였다.

스마트 팜은 다른 4차 산업혁명 기술에 비하여 1차 산업의 스마트화를 지향하기에 발전의 속도가 느린 편이다. 특히, 식물 재배에 비하여 가축 사육의 스마트화는 살아있는 동물을 대상으로 기술을 적용해야 하기 때문에 더 많은 기술의 도입을 필요로 한다. 최근 스마트 팜을 비롯한 스마트축사에는 빅데이터, 인공지능, 디지털 트윈 등 최신 기술들을 적용되어 발전을 거듭하고 있다. 이에 따라 스마트 팜 기술, 빅데이터 수집 및 처리 기술, IoT통합 기술, 인공지능 학습 및 모델링 기술, 디지털 트윈 기술 등에 대한 선행 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 연구에서는 이러한 기존 선행 연구 검토를 바탕으로, 본 연구의 범위와 목적에 맞게 대동물 사육을 위한 스마트 축사의 디지털 트윈

개념 모델을 제안하였고, 측사로부터 수집되는 실시간 데이터를 가공 처리하고 인공지능 모델링하는 시스템을 설계 및 구현함으로써 스마트 측사 디지털 트윈 개념 모델의 인공지능 처리 및 분석을 검증하였다. 실험에서는 CCTV를 통해 수집되는 가축의 비디오 및 오디오 데이터를 바탕으로 이미지, 음성 데이터를 수집, 정제, 가공하였으며, 각 데이터별로 적합한 인공지능 모델을 적용하였다.

연구 진행 과정을 검토해 보면, 스마트측사 디지털트윈의 개념 모델을 설계하고, 측사 데이터 수집, 정제, 가공, 인공지능모델링까지 설계하고 구현되었으나, 그 과정에서 아쉬운 점이나 한계를 되돌아보고 현재 기술 트렌드와의 비교 등을 검토해 향후 연구방향을 정립하고자 한다.

이 논문의 주요 기여는 스마트 측사를 위한 디지털 트윈을 설계하고 구현하기 위한 개념적 프레임워크를 제안했다는 것이다. 이 프레임워크는 문헌 분석과 아직 개발중인 디지털 트윈 개념의 설명을 기반으로 한다. 특히, 가상화되는 개체의 수명 주가 단계를 기반으로 디지털 트윈의 유형을 추가하였다. 디지털 트윈은 생명 주기의 설계 단계에서 이미 생성될 수 있으며, 물리적, 실제 트윈 생성을 지원한다. 운영 중에 디지털 트윈은 개체를 모니터링하고 시뮬레이션하는 데 사용할 수 있을 뿐만 아니라 구동기를 사용하여 기기를 원격으로 제어하는 데에도 사용할 수 있다. 또한, 디지털 트윈은 물리적 개체가 소멸된 후에도 가치가 있다. 스마트 측사는 가축의 생명 주기 전반에 걸친 예측 기능을 포함한 고급 응용 프로그램이 아직 개발 초기 단계에 있기에 본 프레임워크가 유용하다고 할 수 있다. 디지털 트윈이 실제로 어떻게 사용되는지 명시적으로 스마트측사 사례로 설명하였다. 여기서 설명한 대로 디지털 트윈 개념을 적용하면, 스마트 축산을 포함한 스마트 팜을 위한 디지털 트윈 솔루션의 개발을 가속화할 수 있을 것으로 기대한다. 하지만, 본 연구에서는 공급망 협업, 국가 시스템과의 연동 등을 고려하지는 않았기에 후속 연구가 필요하다.

다음으로, 본 연구에서 인공지능 모델을 통해 디지털 트윈의 핵심 기술 중 하나인 예측 기능을 구현할 수 있었다. 하지만, 다른 핵심 기술인 시뮬레이션은 구현하지 않아서 완전한 스마트 측사 디지털 트윈을 구현하지는 못했

다. 스마트 축사를 구성하는 축사, 축산장비, ICT장비, 사료, 음수, 가축, 분뇨 등을 모델링 및 객체화시키고 각각의 속성과 환경 데이터를 가지고 시계열로 시뮬레이션하는 시스템에 대한 후속 연구를 기대한다.

또한, 본 연구에서는 소의 이미지, 음성, 환경 데이터만을 가지고 실험을 하였기 때문에 구현된 시스템은 돼지, 닭, 오리 등 다른 가축의 사육 환경에는 적합하지 않다. 따라서 본 연구 결과를 토대로 향후 양돈, 양계 등 다른 축종에 대해서도 적용할 수 있는 시스템에 대한 연구를 할 필요가 있다.

스마트축사의 다양한 ICT장비로부터 비디오, 이미지, 오디오, 환경데이터 등이 수집되고 있으나, 본 연구에서는 실험을 위해 이미지 데이터 및 오디오 데이터를 가지고 각각의 데이터별로 알맞은 인공지능 알고리즘을 선정하여 인공지능 학습을 하였다. 스마트 축사 디지털 트윈 환경에서는 이미지, 오디오, 비디오, 생체신호, 환경데이터 등 다양한 포맷의 데이터를 실시간으로 얻을 수 있는데 이를 동시에 종합적으로 분석하기 위한 인공지능이 필요하다. 멀티모달 인공지능 모델은 시각, 청각, 감각 등의 다양한 모달리티를 동시에 받아들이고 사고하는 인공지능 모델을 의미한다. 스마트 축사 디지털 트윈에 적용할 수 있는 멀티모달 인공지능을 연구 및 개발한다면 실시간으로 보다 정확한 개체의 상태를 진단할 수 있을 것이기에 이에 대한 후속 연구를 기대한다.

참 고 문 헌

1. 국내문헌

강만중, 문승주, 류범룡, 방명걸. (2022). “발정동기화 처리방법에 따른 한우의 발정발현과 발정행동학적 특성”. 『Reproductive & Developmental Biology』, 33(2), 101.

국회입법조사처. (2019) 이슈와 논점, 1621호

김철립, 김승천, (2022). 축산물 생산성 향상 및 축산 환경 개선을 위한 지능정보기술 기반 스마트 축사 연구 및 기술 동향 분석, 인터넷방송통신학회 학술지, 인터넷방송통신학회학술지

손준규. (2008). “젖소에서의 분만 후 발정재귀와 발정발현 특성에 관한 연구”, 강원대학교 대학원 박사학위논문.

손준규, 박성재, 백광수, 최유림, 이명식, 김상범, 김현섭, 신승오, 박춘근, 박수봉. (2008). “한우와 젖소의 발정 행동 반복수와 지속 시간에 관한 연구”. 『J. Emb. Trans.』 23(3), 141-145.

스마트 축사 안내, 스마트 팜코리아.

<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010102>
안성진. (2018). “소행동인식 및 발정탐지”, 한국기술교육대학교 대학원 석사학위논문.

최정섭, "유럽연합의 농업농촌식품정책." 한국농촌경제연구원 연구자료, (2011.11)' 133.

축산분야 ICT융복합 확산사업

<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M01010201>
통계청. (2020). 2020년 농림어업총조사.

한국농촌경제연구원. (2011). “축산업 선진화 방안 연구”. 연구보고서, C20124

한국농촌경제연구원. (2016). 『스마트 팜 운영실태 분석 및 발전방향 연구』.

한국지능정보사회진흥원에서 제공하는 ai HUB 서비스의 지능형 스마트축사 한

우 데이터.

- D. Y. Jeong, "Technical Definition of Digital Twin and Five-Level Model," OSIA S&TR Journal, Vol. 34, no.2, pp.10-16, March 2021
- ETRI, "The road to an intelligent information society: technology development guidance 2035," Jun 2020.
- J. K. Park and E. Y. Park, "Animal Monitoring Scheme in Smart Farm using Cloud-Based System," ECTI-CIT Transactions, Vol. 15, no. 1, pp. 24-33, Nov. 2020.
- Kang-Woung Choi, Kyoung-Sook Jung, "A Study on the Smart Farm Standards and Technology Trends in the Livestock Sector and Suggestion of Standard on-site Spread Policy", Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 1061066, 2019.
- S. K. Jo and S. H. Kim. "A case study of digital twin-based smart livestock," Journal of the Korean Telecommunications Society, Vol. 45, no. 8, pp. 1471481, 2020.
- Y. H. Lim, "Digital twin, digital duplication from factory to city," Spatial Information Magazine Vol 17, April 2018.
- "스마트 팜 안내", 농림수산물교육문화정보원, 스마트 팜코리아,
<https://www.smartfarmkorea.net/contents/view.do?menuId=M0102010401>
가축방역관리를 위한 축산농장 통계, 가축위생방역지원본부, 2021
국토교통부공고 제2107-1407호

2. 국외문헌

- “One Welfare”의 개념. <https://www.onewelfareworld.org/>
[https://www.reportlinker.com/p05812010/Precision-Livestock-Farming-Market-](https://www.reportlinker.com/p05812010/Precision-Livestock-Farming-Market-by-Functional-Process-Hardware-Application-)
[by-Functional-Process-Hardware-Application-](https://www.reportlinker.com/p05812010/Precision-Livestock-Farming-Market-by-Functional-Process-Hardware-Application-)
벨기에의 SoundTalk 소개. <https://www.soundtalks.com/>
이탈리아의 PigWise 소개. <https://animalcare.folio3.com/>
and Fractals,” In Proceedings of the 7th Asian-Australasian Conference on
Precision Agriculture Digital, Hamilton, New Zealand,
And-Geography-Analysis-Forecast-to.html (accessed on 18 December
2020).
- BIS Research, "Global IoT in agriculture market-analysis and forecast," pp.
2018-2023, 2018.
- C. N. Verdoux and J. W. Kruize, “Digital Twins in Farm Management:
Illustrations from the FIWARE Accelerators Smart Agri Food
DASSAULT SYSTEMES. Available Online:
<https://www.3ds.com/products-services/sim->
Eclipse Ditto - open source framework for digital twins in the IoT, from
<https://www.eclipse.org/ditto/>
- Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020
[https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-tech-](https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020)
[nology-trends-for-2020](https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020)
- IBM Watson, from <https://www.ibm.com/kr-ko/watson>
- J. G. Kim, I. B. Lee, K. S. Yoon, T. H. Ha, R. W. Kim, U. H. Yeo, and
S. Y. Lee, “A study on the trends of virtual reality application
technology for agricultural education,” Protected Horticulture and
Plant Factory, Vol. 27, no. 2, pp. 147-157, 2018.
- M. Bhangе and H. Hingoliwala, "Smart farming: Pomegranate disease
detection using image processing," in Proc. Comput. Sci., vol. 58,
pp. 280-288, 2015.

- M. Grieves, Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication, WhitePaper, NASA, Washington, DC, USA, 2014.
- Markets and Markets, "Agriculture drones market global forecast to 2024," 2019.
- Markets and Markets, "AI in agriculture global forecast to 2025," 2017.
- MarketsandMarkets. Precision Livestock Farming Market with COVID-19 Impact Analysis by System Type, Application, Offering, Farm Type, Farm Size and Geography-Global Forecast to 2025. 2020. Available online: <https://www.marketsandmarkets.com/PressReleases/precision-livestock-farming-market-with-covid-19-impact-analysis.aspx>, pp. 5, 16-18 October 2017.
- Predix Platform, Industrial Cloud Based Platform (PaaS), from <https://www.ge.com/digital/iiot-platform>
- S. G. Kim, S. B. Cho, S. W. Suh and J. H. Kim, "Design and Implementation of Control Module based on Wi-Fi Network for Smart Farm," Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 57, no. 3, pp. 998, 2022.
- S. K. Jo and S. H. Kim. "A case study of digital twin-based smart livestock," Journal of the Korean Telecommunications Society, Vol. 45, no. 8, pp. 1471481, 2020.
- S. Neethirajan and B. Kemp, "Digital Twins in Livestock Farming," Animals, Vol. 11, issue 4, pp. 1008, 2021
- S. Neethirajan, "Recent advances in wearable sensors for animal health management," Sens. Bio Sens. Res., Vol. 12, pp. 15-29, 2017.
- Sjaak Wolfert, Lan Ge, Cor Verdouw, Marc-Jeroen Bogaardt, "Big Data in Smart Farming - A review", Agricultural Systems 153 (2017) 69 - 80
- TTAK.KO-06.0286, Requirements Profile for Environmental Control and Monitoring System in Greenhouse, TTA, 2012, Retrieved from <https://www.tta.or.kr/eng/standard/standardDetail.do?menu=06&subMenu=0286>

<http://www.tta.or.kr>

- U. H. Yeo, C. Decano-Valentin, T. Ha, I. B. Lee, R. W. Kim, S. Y. Lee and J. G. Kim, "Impact Analysis of Environmental Conditions on Odour Dispersion Emitted from Pig House with Complex Terrain Using CFD," *Agronomy*, Vol. 10, no. 11, pp. 1828, 2020.
- U. H. Yeo, I. B. Lee, R. W. Kim, S. Y. Lee, and J. G. Kim, "Computational fluid dynamics evaluation of pig house ventilation systems for improving the internal rearing environment," *biosystems engineering*, 186, pp. 259–278, 2019.
- [ulia/solutions/life-sciences/the-living-heart-project/](#). (Accessed on Dec 18, 2020)
- Y. H. Lim, "Digital twin, digital duplication from factory to city," *Spatial Information Magazine* Vol 17, April 2018.

ABSTRACT

A Study on the Artificial Intelligence Simulation System of Smart Barns Applying the Digital Twin Model

Kim, Cheol-Rim

Major in Smart Convergence Product

Dept. of Smart Convergence Consulting

The Graduate School

Hansung University

Recently, the livestock industry in Korea is facing problems such as deterioration of competitiveness in the global economic environment, dense breeding, odor, aging of livestock breeders, catastrophic disease antagonism, food safety, and animal welfare. In this industrial environment, for the sustainable growth of the livestock industry, the 4th Industrial Revolution technology and the livestock industry need to be converged. Therefore, in order to improve productivity, data-based technologies such as livestock environment and breeding management, safe livestock product production, and animal welfare are being introduced

into the livestock industry. In addition, the government has been carrying out a smart livestock farming project since 2017 through modernization of ICT-based livestock farming facilities in order to improve the productivity of livestock products and the livestock farming environment as a policy. However, current smart livestock farming has limitations in connectivity, diversity, and integration of monitoring and control. Therefore, in order for the intelligent system to support all the processes of livestock farming with intelligent algorithms and remote control for linkage and integration of various monitoring and control, it is necessary to use intelligent information technologies such as IoT, big data, artificial intelligence, cloud computing, and mobile technology. And It is necessary to develop a smart livestock farming system.

This study conducted a research on applying digital twin and artificial intelligence technology to existing livestock management. In the preceding research section, after examining background technologies such as smart farm, smart barn, digital twin, and artificial intelligence, we looked at domestic and foreign preceding studies related to intelligent information technology and digital twin smart barn. And, in the main body, after studying the existing digital twin model, a digital twin model for artificial intelligence-based smart barn was proposed.

Subsequently, in order to verify the validity of the artificial intelligence-based smart barn digital twin model, an artificial intelligence model suitable for each data closely related to estrus was implemented and tested according to a scenario for detecting estrus with data collected from the smart barn. Estrus detection was selected as a representative scenario because it is a breeding activity that greatly affects productivity improvement in breeding large animals such as Korean cattle and dairy cows. The data related to estrus detection are behavioral images and vocalization data of Korean cattle and dairy cows. Therefore, video and

sound data collected through CCTVs and recorders in Korean cattle and dairy cattle were processed and applied to learning and verification of artificial intelligence models. Image and voice data collected from Korean beef and dairy cow farms in Gangwon-do, Gyeonggi-do, Chungcheong-do, Gyeongsang-dong, and Jeolla-do, provided by the Korea Institute for Intelligent Information Society, were used. Data was built through data collection, purification, processing, labeling and de-identification.

The artificial intelligence model for estrus detection of Hanwoo and dairy cows applied different models according to the characteristics of each livestock. In the case of Hanwoo, multiple object detection and recognition techniques were applied. As artificial intelligence learning for animal state image learning, we have selected: CNN for classification of objects, Faster R-CNN and YOLO for the object detection, and Mask R-CNN for the object division and object masking. In the case of dairy cows, the DetectoRS model was used for object detection, the HRNet model for key point detection learning, the PoseC3D model for action recognition learning, and the CNN for voice classification learning.

The test was conducted with pairs of image and vocalization data for both Korean cattle and dairy cows. Higher performance results were obtained when learning with both images or vocalization data than when AI was trained. In the Korean cattle test, the average accuracy was 4.4% and the F1 score was 3.1%, and in the cow test, the accuracy was 35.2% and the F1 score was 21.6%. Therefore, it was verified that the use of various data is more suitable for the purpose to be obtained in the scenario than when artificial intelligence modeling was performed with one data.

This study can be used for the development of an AI-based smart barn digital twin system, and it can also be used for AI modeling for

many scenarios. Furthermore, it is expected that it could be used for the development of multi-modal artificial intelligence for the realization of smart barns.

【keyword】 Smart farm, smart barn, smart barn platform, digital twin, artificial intelligence

감사의 글

많은 분들의 도움으로 학위논문이 잘 마무리될 수 있었기에 이 글을 통해 감사의 인사를 드리고자 합니다.

먼저 박사과정 시작부터 끝까지 함께 동행해주시고 지도해주신 김승천 지도교수님께 말로 다할 수 없을 만큼 깊은 감사의 말씀을 올립니다. 20대에 석사과정을 마친 이후 20여년이 지나 다시 시작한 늦깎이 학생을 잘 참아주시고 이끌어 주셨습니다. 거의 2년간 매주 토요일 학위논문 준비 모임을 이끌어 주시느라 귀한 시간을 할애해주시는 것을 생각하면 감사하면서도 죄송스럽기까지 합니다. 오늘의 학위논문은 김승천 교수님 없이는 불가능하였을 것입니다.

사물인터넷 및 IoT통신 수업을 통해 지도해주시고 논문심사 위원장 역할을 해주신 노광현 교수님, 스마트팩토리 수업을 통해 지도해주시고 꼼꼼하게 논문심사를 해주신 홍정완 교수님, 바쁘신 일정에도 불구하고 면밀하게 논문심사를 해주신 임항용 박사님과 임진호 박사님께 깊은 감사의 말씀을 드립니다. 컨설팅 강의를 해주셨던 유연우 교수님, 머신러닝 강의를 해주셨던 서화정 교수님, 인공지능 강의해주셨던 김명선 교수님, 양자컴퓨터 강의해주셨던 이문수 교수님 등 박사과정에서 제가 수강한 모든 강의를 통해 지도해주셨던 많은 교수님들께도 감사의 말씀을 드립니다. 교수님들의 수업 하나 하나가 모두 학위논문 완성에 큰 도움이 되었습니다. 함께 수업을 듣고, 논문 작성에 도움을 주시고 격려해주신 이정우 박사님, 김성훈 박사님, 김재표 박사님께 감사드립니다. 각자 하시는 일들로 바쁘신 와중에 시간을 할애해주시고 선형자로서 해주신 많은 조언들이 학위논문 준비에 큰 도움이 되었습니다.

이외에도 지면으로 미처 언급하지 못했지만, 저를 아끼고 격려해 주셨던 모든 분들께도 진심으로 감사하다는 말씀을 전합니다. 많은 분들의 도움으로 얻은 박사학위를 통해 이웃과 사회를 위해 이바지하도록 노력하겠습니다.

끝으로, 학위과정 동안 함께 지켜봐주시고 응원해주신 부모님을 포함한 사랑하는 가족들에게 이 논문을 바칩니다.

2022년 12월 김철림 드림