

# 빅데이터 분석 기반의 예측 모델을 이용한 최적의 양돈 출하시점 결정 시스템 설계\*

장진욱·이종희·남기포 (농협대학교), 이성호 (주호현에프앤씨)

목 차

- 1. 서 론
- 2. 관련연구
- 3. 본 론
- 4. 모델 기반의 양돈 출하 시점 결정 방법  
프로세스 시뮬레이션
- 5. 결 론

## 1. 서 론

양돈 산업에서 고기를 생산하기 위한 비육돈인 돼지는 약 16주의 임신 기간을 거쳐 태어나고 포유 기간을 지나면 모돈과 떨어져 생후 약 180일까지 사육된 후 출하된다. 비육돈인 돼지는 생후 약 4주 차까지만 포유 기간 동안 모돈으로부터 모유를 섭취하고, 포유 기간 이후 생후 약 8주차까지 모돈과 떨어져 배합 사료를 섭취하는 자돈 기간을 거치며 자돈 기간 이후 생후 약 22주차까지 단백질 높은 함량의 사료를 공급받아 근육이 생성되는 육성 기간을 거치고 육성 기간 이후 생후 약 26주차까지 고급육 생산을 위해 근내 지방이 정착되도록 섬유질 함량이 높은 사료를 공급받는 비육 기간을 거치게 된다. 이런 비육 기간이 경과되어 생후 약 26주차가 되면 비육돈인 돼지는 출하되어

도축된다[2]. 이와 같은 돼지 사육 기간 중 어떤 사료를 공급하였는지와 사육 환경은 어떻게 관리되었는지에 따라 출하 돈의 도체 등급과 육질 점수는 매우 다양해질 수 있다.

특히, 양질의 고급육을 생산하기 위해서는 생후 약 22주차부터 26주차에 해당하는 비육 기간 동안 돼지가 어떻게 사육되고 관리되었는지는 매우 중요하다. 비육돈의 지방 축적 순위는 체조성면에서 피하지방, 근간 지방, 근내 지방, 복강 지방의 순서로 이루어지고 일반적으로 생체중 100kg을 기준으로 하였을 때 복강 지방은 약 5%, 피하지방은 70~75%, 근간 지방은 약 20%, 근내 지방은 1~2%로 추정되고 있다. 여기서, 복강 지방이 지나치게 많이 형성된 비육돈의 경우에는 도체 등급과 육질 점수가 매우 낮게 평가되고, 이로 인해 출하 가격도 매우 낮게 평가된다.

그러나 돼지 사육 기간 중 비육 기간에 일부 돼지에서 지나치게 많은 복강 지방의 축적이 이루어져 상품 가치가 떨어지는데도 불구하고 출하될 돼지들 중 어떤 돼지가 복강 지방의 축적이 많이 이루어지고 있는지 확인할 방법이 없었다. 이로 인해,

\* 본 연구는 2022년 농림축산식품부 및 과학기술정보통신부, 농촌진흥청의 재원으로 농림식품기술기획평가원과 재단법인 스마트팜연구개발사업단의 스마트팜다부처패키지혁신기술개발사업의 지원(42102904 2HD040)과 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2022S1A5A8049255, 2020R1G1A1005872)

돼지 사육을 위해 지정된 비육 기간이 경과된 후 돼지들을 출하하고 있으나 사료 섭취가 복강 지방으로 축적되고 있는 돼지의 경우에는 비육 기간 동안 투입한 사료비만큼의 출하 수입을 확보할 수 없어 사육 원가만 증가시키는 원인이 되고 있다.

본 연구는 비육 기간에 해당하는 돼지의 체형 및 무게에 기초하여 투입된 사료에 의해 근내 지방이 점착되는 상태인지 복강 지방이 지나치게 형성되는 상태인지 추정하여 돼지의 비육 상황에 따라 적절한 출하 시점을 제시할 수 있는 빅데이터 학습 기반의 예측 모델을 이용한 최적의 양돈 출하 시점 결정 시스템을 제공하기 위한 것이다[3]. 또한, 복강 지방이 지나치게 형성되는 상태인 비육돈의 경우에는 정상적인 비육돈에 비해 앞선 시점에 출하하도록 함으로써 사료비의 절감 및 양호한 육질의 확보가 가능해져 축산 농가의 수익 향상을 도모할 수 있는 빅데이터 학습 기반의 예측 모델을 이용한 최적의 양돈 출하 시점을 제공하기 위한 것이다.

## 2. 관련연구

예측모델은 비육 기간에 해당하는 돼지들에 대해 지속해서 촬영된 사진 정보, 각 시점별 체내 지방 분포를 측정된 초음파 데이터 및 지속적으로 측정된 무게 정보들을 학습 데이터로 하여 기계 학습될 수 있다. 또한 돈방에서 임의의 돼지에 대한 사진 정보 및 무게 데이터가 수신되면 해당 돼지의 체형 정보 값과 무게 변화 추이에 기반하여 복강 지방형성 돼지인지를 판별하도록 인공지능 기반의 내장형 AI(Artificial Intelligence) 모듈로 구현될 수 있다[1].

이와 더불어 예측모델은 비육 기간 동안 복강 지방형성 돼지의 체형 변화 및 무게 변화에 관한 학습 데이터를 이용한 기계 학습으로 비육 기간의

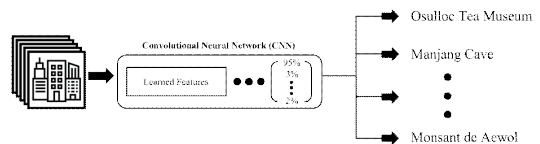
돼지를 사육하는 동방에 존재하는 복강 지방형성 돼지의 무게가 미리 지정된 최소 출하 무게에 도달하는 시점에 대한 예측 정보를 더 생성하도록 구현될 수 있다[2].

그리고 해당 축산 농가에서 비육 기간에 해당하는 돼지들에 대해 기존에 누적된 사진 정보, 초음파 데이터 및 무게 정보들인 사육 이력 데이터를 학습 데이터로 하여 학습될 수 있을 뿐 아니라, 다른 축산 농가에서 생성되었거나 인터넷을 통해 수집될 수 있는 사육 이력 데이터들도 학습 데이터로 하여 학습되도록 설정될 수 있다[3].

예측모델은 소량의 학습 데이터만으로도 학습이 가능한 퓨샷 러닝(few-shot learning) 방식이나 소량의 학습 데이터에 생성적 적대 신경망(generative adversarial networks)과 같은 생성 모델을 사용하여 동일 환경의 타 현장에서 생성된 유사 데이터를 늘려 학습 데이터의 부족함을 해소하는 방식 등을 이용하여 학습하도록 구현될 수 있다.

예측모델로는 완전 합성곱 신경망(fully convolutional neural network), 합성곱 신경망(convolutional neural network), 순환 신경망(recurrent neural network), 제한 볼츠만 머신(restricted boltzmann machine), 심층 신뢰 신경망(deep belief neural network) 등 중 하나 이상의 딥러닝 기반의 모델로 생성될 수도 있다. 물론, 딥러닝 기법 이외의 머신 러닝 기법으로 구현되거나, 딥러닝 기법과 머신 러닝 기법이 결합된 하이브리드 형태의 모델로 생성될 수도 있다[4].

예측 모델을 학습하는 방법도 지도 학습



(그림 1) Process of an Input Image Learning Process on CNN

〈표 1〉 참조 모델 리스트

Model	Method
GBC(Gradient Boosting Classifier)	gradient descent
XGBoost(Extreme Gradient Boosting)	classification and regression tree
LightGBM(Light Gradient Boost Machin)	level-wise
CatBoost	level-wise, ordered boosting
KNN(K Nearest Neighbor)	decusion Tree, data distance

(supervised learning), 비지도 학습(unsupervised learning), 강화 학습(reinforcement learning) 등으로 구분할 수 있다.

본 연구를 위한 참고 모델은 다음 표 1과 같으며 각 모델은 경사하강법(Gradient Descent)을 기본으로 분류와 회귀방식(Classification and regression tree)을 사용하고 있다[1,2].

### 3. 본 론

본 연구에서는 양돈 출하 시점 결정 방법의 단계적 수행을 위하여 다음과 같은 구성의 시스템을 설계하였다.

#### 3.1 시스템 구성

본 논문에서 제안한 시스템은 개체 인식을 위한 카메라, 무게측정 센서, 급이량 측정센서 등 하드웨어 설치를 가정하고 설계하였다.

양돈 출하 시점 결정 시스템은 출하 시점 결정 장치와 비육 기간에 해당하는 돼지들이 사육되는 돈방들에 설치되는 하나 이상의 개체 인식부, 카메라부와 무게 측정부를 포함한다.

출하 시점 결정 장치는 수신부, 예측부, 보고서 생성부, 저장부 및 컨트롤러를 포함한다. 그리고

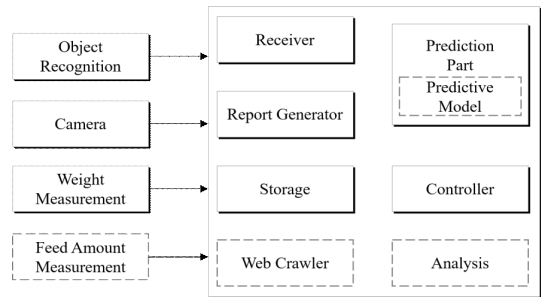
출하 시점 결정 장치는 웹 크롤러 및 분석부를 포함한다.

수신부는 비육 기간에 해당되는 돼지들이 사육되는 돈방에 설치된 개체 인식부, 카메라부 및 무게 측정부와 유선 또는 무선 통신방식으로 연결되어 개체 인식 정보, 사진 정보 및 무게 측정 정보를 각각 수신한다. 그림 2은 본 연구에서 설계하고자 하는 양돈 출하 시점 결정 시스템의 개략적인 시스템 구성도이다.

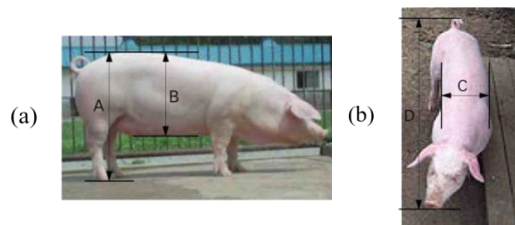
예측부는 각 돼지의 사육 이력 데이터 즉, 각 돼지별 사진 정보, 무게 측정 정보 등을 미리 기계 학습된 예측 모델에 적용하여 해당 돼지가 정상 돼지 또는 복강 지방형성 돼지인지가 판별되도록 하고, 복강 지방형성 돼지인 경우 최적의 출하 시점에 대한 정보가 생성되도록 할 수 있다.

각 돼지의 사육 이력 데이터는 비육 기간에 속하는 해당 돼지가 사육되는 돈방의 카메라부, 무게 측정부에서 생성되어 수신부를 통해 수신되고 저장부에 저장될 수 있다.

복강 지방형성 돼지인지를 판별하기 위한 체형



(그림 2) 시스템 다이어그램



(그림 3) 돼지의 체형 정보 값 산출과정

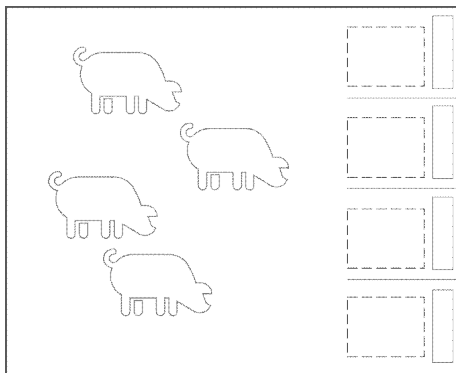
정보 값은 그림 3과 같이 돼지의 측면 사진 정보에서 해석된 돼지의 키(A)와 몸통 높이(B), 상면 사진 정보에서 해석된 몸통 폭(C)를 이용하여 산출될 수 있고 예측모델에서 생성하거나 예측부에서 생성하도록 미리 지정될 수 있다[5].

### 3.2 돈방의 환경

시스템의 기초정보를 수집하기 위하여 돈방에는 하나 이상의 카메라부, 무게 측정부가 설치된다. 돈방에는 다수개의 급이대를 설치하고 각각의 급이대는 돼지가 선 자세로 사료를 섭취할 수 있는 높이로 설치하고 한 마리의 돼지가 진입하여 급이대에 공급된 사료를 섭취할 수 있도록 급이대에 대응하도록 칸막이가 설치된다.

칸막이로 구획된 영역에 진입하여 선 자세로 급이대에 공급된 사료를 섭취하는 돼지를 촬영하도록 카메라부가 설치된다. 그리고 하나 이상의 제1 카메라부는 상부에서 선 자세의 돼지를 촬영한 상면 사진 정보 그림 3을 생성하도록 설치되고 하나 이상의 제2 카메라부는 측방에서 선 자세의 돼지를 촬영한 측면 사진 정보를 생성하도록 설치하여 활용할 수 있다.

또한, 개체 인식부를 위하여 돼지에 부착된 RFID 태그를 인식하기 위한 RFID 리더기를 설치



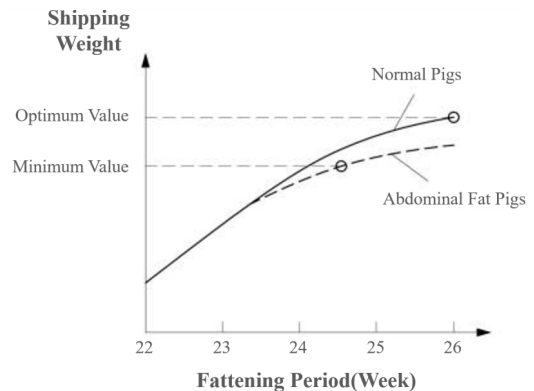
(그림 4) 비육기간에 해당되는 돼지들이 사육되는 돈방 도면 예시

한다[6, 7]. 이처럼 돈방내에 한 마리의 돼지가 진입하여 선 자세로 사료를 섭취하는 과정에서 사료를 섭취하는 돼지의 개체 인식 정보가 생성될 수 있고 해당 돼지와 관련하여 생성된 사진 정보와 무게 측정 정보가 개체 인식 정보에 상응하여 관리될 수 있다. 그림 4는 비육 기간에 해당하는 돼지들이 사육되는 돈방을 예시한 도면이다.

### 3.3 정상 돼지와 복강 지방형성 돼지

정상 돼지는 의도된 바와 같이 비육 기간 즉, 돼지의 출생 후 22주부터 26주까지의 기간 동안 근육과 근내 지방이 형성되는 상태의 돼지를 의미하고, 복강 지방형성 돼지는 의도와 달리 비육 기간 동안 복강 지방이 주로 형성되는 상태의 돼지를 의미한다.

물론 정상 돼지와 복강 지방형성 돼지의 구분이 복강 지방이 전혀 생성되지 않았는지 여부로 구분되지는 않는다. 즉, 정상 돼지도 출하 시까지의 사육 과정에서 적절한 양의 복강 지방이 생성될 수 있으며 정상 돼지와 복강 지방형성 돼지는 도체 등급과 육질 등급 등 상품성에 영향을 줄 수 있는 수준으로 복강 지방이 생성되는지 여부로 구분되는 것으로 이해되어야 한다. 그림 5는 비육 기간



(그림 5) 비육 기간 동안의 정상 돼지와 복강 지방형성 돼지의 무게 증가 차이

동안의 정상 돼지와 복강 지방형성 돼지의 무게 증가 차이를 나타낸 그래프이다[10].

### 3.4 양돈 출하 시점 결정 프로세스

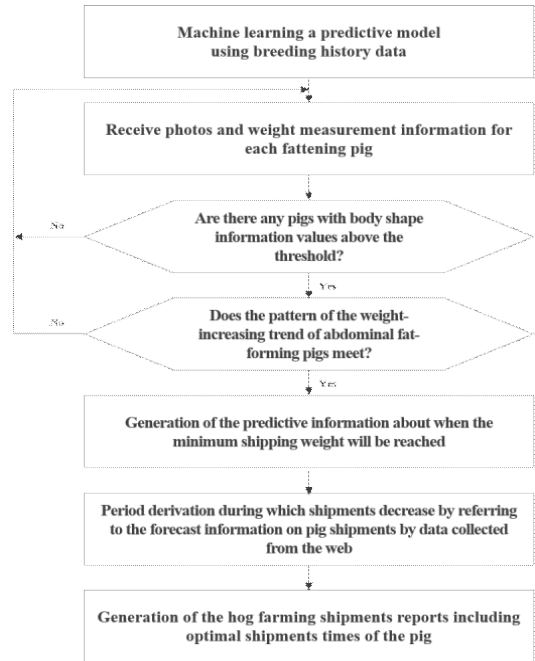
양돈 출하 시점 결정 장치는 학습 데이터로 지정된 사육 이력 데이터를 이용하여 예측모델을 기계 학습한다. 이때 사육 이력 데이터는 해당 축산 농가에서 비육 기간에 해당되는 돼지들에 대한 기존의 사육 과정에서 누적된 사진 정보, 초음파 데이터 및 무게 측정 정보들일 수 있다. 학습 데이터에는 사육 이력 데이터는 다른 축산 농가에서 생성된 사육 이력 데이터, 인터넷을 통해 수집될 수 있는 사육 이력 데이터 등도 포함될 수 있다.

예측모델은 학습 데이터를 이용하여 기계 학습됨으로써 비육 기간에 해당되어 돈방에서 사육되는 돼지의 사진 정보 및 무게 측정 정보를 이용하여 정상 돼지 또는 복강 지방형성 돼지인지를 여부를 판별하고 정상 돼지 또는 복강 지방형성 돼지인지에 따른 최적의 출하 시점 정보를 생성하도록 이용될 수 있다[9].

양돈 출하 시점 결정 장치는 비육 기간에 해당되어 돈방에서 사육되는 돼지들 각각에 대한 사진 정보 및 무게 측정 정보를 수신한다. 돼지들 각각에 대한 사진 정보 및 무게 측정 정보가 수신될 수 있도록 돈방 내에는 개체 인식부, 카메라부와 무게 측정부가 갖춰질 수 있다.

그리고 양돈 출하 시점 결정 장치는 미리 기계 학습된 예측모델을 이용하여, 돼지들 각각에 대한 사진 정보에서 해석된 체형 정보 값이 미리 지정된 임계값 이상인지 여부를 판단한다[11].

양돈의 체형 정보 값은 카메라부에 의해 촬영된 상면 사진 정보에서 미리 지정된 영상 해석 기법으로 돼지의 키값과 돼지의 몸통 높이 값을 해석하고 측면 사진 정보에서 돼지의 몸통 폭 값을 해석한 후 몸통 높이 값과 몸통 폭 값으로 추정되는



(그림 6) 양돈 출하시점 결정 프로세스

몸통의 둘레 길이를 돼지의 키값으로 나눈 연산값으로 산출될 수 있다.

판단 결과의 임계값 이상의 체형 정보 값을 가지는 돼지가 존재하지 않으면, 모두 정상 돼지인 것으로 판단하고 단계를 다시 진행한다.

양돈 출하 시점 결정 방법 프로세스의 판단 결과로 임계값 이상의 체형 정보 값을 가지는 돼지가 존재하면 양돈 출하 시점 결정 장치는 해당 돼지를 후보 돼지로 선정한다. 그리고 사전 기계 학습된 예측모델을 이용하여 후보 돼지에 대해 현재까지 측정된 무게의 변화 추이가 미리 기계 학습되어 도출된 복강 지방형성 돼지의 증체량 추이 패턴에 부합되는지 여부를 판단한다. 만일 복강 지방형성 돼지의 증체량 추이 패턴에 부합하지 않으면, 후보 돼지는 정상 돼지인 것으로 판단하고 다시 진행한다.

그러나 만일 복강 지방형성 돼지의 증체량 추이 패턴에 부합하면 양돈 출하 시점 결정 장치는 해

당 후보 돼지가 복강 지방형성 돼지인 것으로 판단하고 미리 기계 학습된 예측모델을 이용하여 증체량 추이 패턴에 기반하여 해당 복강 지방형성 돼지가 미리 지정된 최소 출하 무게까지 증체되는 시점에 대한 예측 정보를 생성한다[14]. 그림 6은 양돈 출하 시점을 결정하는 프로세스이다.

#### 4. 모델 기반의 양돈 출하 시점 결정 방법 프로세스 시뮬레이션

본 연구에서 제시된 양돈 출하 시점 결정 프로세스를 이용하여 농가에서 가장 관심이 있는 급이량을 중심으로 모델을 선정 및 설계하였다. 양돈 농가의 7천여개의 데이터를 대상으로 수집 및 전처리를 진행하였으며 결측데이터의 경우 선형회귀방식을 이용하여 데이터를 보완하였다. 본 논문에서 제안한 양돈 출하 시점 결정 프로세스를 검증하기 위하여 12개의 모델을 구현하였으며 상의 5개 모델을 선정하였다. 모델의 정확(accuracy)도 평가는 다음 수식 1을 이용하여 평가하였으며 차후 추가적인 테스트 데이터를 이용하여 정확도를 개선할 계획할 수 있다.

$$Accuracy = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(y_i \neq f(\xi)) \quad (1)$$

선정된 모델은 그림 7과 같이 **gbc**, **catboost**, **xgboost**, **knn**, **lightgbm** 5개의 모델로 정확도 상위 모델이다.

상위 5개 모델의 경우 기본적인 튜닝 및 블랜딩 결과 대부분의 중요 지표에 대해 학습에 사용된 샘플 데이터의 수량이 적었던 것을 감안해 볼 때 블랜딩(blending) 정확도가 향상되었다.

추가로 양돈 농가의 급이데이터를 보완한다면 모델선정과 블랜딩 과정을 통하여 정확도 향상을 기대할 수 있다.

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
gbc	Gradient Boosting Classifier		0.9038		0.4254			
catboost	CatBoost Classifier	0.4363	0.9273	0.3539	0.4163	0.4113	0.3949	0.3971
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.4345	0.9076	0.3628		0.4190	0.3940	0.3955
knn	K Neighbors Classifier	0.4251	0.8556	0.3579	0.4244	0.4058	0.3833	0.3858
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.4214	0.8999	0.3590	0.4172	0.4090	0.3805	0.3819
lr	Logistic Regression	0.4213		0.3554	0.4013	0.3958	0.3790	0.3814
rf	Random Forest Classifier	0.4176	0.8963	0.3381	0.4227	0.3986	0.3743	0.3764
lda	Linear Discriminant Analysis	0.4082	0.9035	0.3515	0.4108	0.3915	0.3670	0.3693
dt	Decision Tree Classifier	0.3784	0.6711	0.3203	0.3867	0.3737	0.3355	0.3367
et	Extra Trees Classifier	0.3221	0.8448	0.2591	0.3119	0.3022	0.2693	0.2711
ada	Ada Boost Classifier	0.2153	0.8645	0.1835	0.0621	0.0931	0.1624	0.1897
ridge	Ridge Classifier	0.1966	0.0000	0.1241	0.1340	0.1423	0.1166	0.1222

(그림 7) 모델 선택

Index	Model Name	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC
17	Gradient Boosting Classifier	0.4643	0.9276	0.3828	0.4220	0.4252	0.4249	0.4290
18	CatBoost Classifier	0.4477	0.9367	0.3531	0.3685	0.3772	0.4055	0.4157
19	Extreme Gradient Boosting	0.4570	0.9331	0.3781	0.4163	0.4168	0.4165	0.4211
20	K Neighbors Classifier	0.4456	0.9021	0.3708	0.4217	0.4126	0.4048	0.4094
21	Light Gradient Boosting Machine	0.4456	0.9063	0.3754	0.4225	0.4217	0.4057	0.4084
22	Voting Classifier	0.4681	0.9382	0.3888	0.4318	0.4339	0.4290	0.4327

(그림 8) 블랜딩 정확도

#### 5. 결론

본 연구의 시뮬레이션 결과에 따르면 비육 기간에 해당되는 돼지의 체형 및 무게에 기초하여 투입된 사료에 의해 근내 지방이 점차되는 상태인지 복강 지방이 지나치게 형성되는 상태인지 추정하여 돼지의 비육 상황에 따라 적절한 출하 시점을 제시하는 효과가 있다. 또한, 복강 지방이 지나치게 형성되는 상태인 비육돈의 경우에는 정상적인 비육돈에 비해 앞선 시점에 출하하도록 함으로써, 사료비의 절감 및 양호한 육질의 확보가 가능해져 축산 농가의 수익 향상을 가능케 하는 효과도 있다. 그리고 양돈 산업 전망 정보 등을 웹 수집하여 예측된 양돈 출하량 정보를 활용하여 출하 가격이 높을 것으로 예상하는 시점에 복강 지방이 지나치게 형성되는 상태의 비육돈을 출하하도록 제안함으로써 축산 농가의 수익 향상을 도모하는 효과도 있다.

본 연구에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 연구가 속하

는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 이해될 수 있을 것이다. 본 연구에서 제시된 양돈 출하 시점 결정 방법 프로세스를 통하여 급이량 예측이 가능하며 비육 상황에 따라 적절한 출하 시점을 제시하는데 기여할 수 있다.

### 참 고 문 헌

- [ 1 ] Woongsup Lee, Jongyeol Ryu, Tae-Won Ban, Seong Hwan Kim, Heechul Choi, "Prediction of Water Usage in Pig Farm based on Machine Learning", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 21, No. 8 : 1560~1566 Aug. 2017.
- [ 2 ] K. Han, W. Lee, and K. Sung, "Development of a model to analyze the relationship between smart pig-farm environmental data and daily weight increase based on decision tree," Journal of Korea Institute of information and communication engineering, vol. 20, no. 12, pp.2348-2354, Dec. 2016.
- [ 3 ] S. Shahinfar, D. Page, J. Guenther, V. Cabrera, P. Fricke and K. Weigel, "Prediction of insemination outcomes in Holstein dairy cattle using alternative machine learning algorithms," Journal of dairy science, vol. 97, no. 2, pp.731-742, Feb. 2014.
- [ 4 ] W. Lee, S. Kim, J. Ryu, and T. Ban, "Fast Detection of Disease in Livestock based on Deep Learning," Journal of Korea Institute of information and communication engineering, vol. 21, no. 5, pp.1009-1015, May 2017.
- [ 5 ] M. A. Kashiha, C. Bahr, S. Ott, C. P. Moons, T. A. Niewold, F. Tuytens and D. Berckmans, "Automatic monitoring of pig locomotion using image analysis," Livestock Science, vol. 159, no. 1, pp.141-148, Jan. 2014.
- [ 6 ] S. J. Roberts, R. Cain and M. S. Dawkins, "Prediction of welfare outcomes for broiler chickens using Bayesian regression on continuous optical flow data," Journal of the Royal Society interface, vol. 9, no. 77, pp.3436-3443, Sep. 2012.
- [ 7 ] K. Kim, K. Kim, J. Kim, K. Seol, J. Hong, Y. Jung, J. Park, and Y. Kim, "Changes of serum electrolytes and hematological profiles in Yorkshire at a high ambient temperature" Journal of Agriculture and Life Science, vol. 49, no. 1, pp.103-113, Nov. 2014.
- [ 8 ] B. Fridrich, D. Krčmar, B. Dalmacija, J. Molnar, V. Pešić, M. Kragulj, and N. Varga, "Impact of wastewater from pig farm lagoons on the quality of local groundwater," Agricultural Water Management, vol. 135, no. 1, pp. 40-53, Mar. 2014.
- [ 9 ] Bong-Hyun Kim, "Implementation of Feeding Management Service Model based on Pig Raising Data", Journal of Digital Convergence, Vol. 19. No. 10, pp. 105-110, 2021.
- [ 10 ] J. Yu, P. Yin, F. Liu, G. Cheng, K. Guo, A. Lu, X. Zhu, W. Luan, J. Xu, "Effect of heat stress on the porcine small intestine: a morphological and gene expression study", Comparative Biochemistry and Physiology Part A: Molecular & Integrative Physiology, vol. 156, no. 1, pp. 119-128, 2010.
- [ 11 ] M. Onderci, K. Sahin, N. Sahin, M. F. Gursu, D. Doerge, F. H. Sarkar, O. Kucuk O, "The effect of genistein supplementation on performance and antioxidant status of Japanese quail under heat stress",

Archives of Animal Nutrition, vol. 58, no. 6, pp. 463-471, 2004.

- [12] Z. Y. Zhang, G. Q. Jia, J. J. Zuo, Y. Zhang, J. Lei, L. Ren, D. Y. Feng, "Effects of constant and cyclic heat stress on muscle metabolism and meat quality of broiler breast fillet and thigh meat", Poultry Science, vol. 91, no. 11, pp. 2931-2937, 2012.
- [13] R. C. Wolp, N. E. B. Rodrigues, M. G. Zangeronimo, V. S. Cantarelli, E. T. Fialho, R. Philomeno, R. R. Alvarenga, L. F. Rocha, "Soybean oil and crude protein levels for growing pigs kept under heat stress conditions", Livestock Science, vol. 147, no. 1, pp.148-153, 2012.
- [14] D. W. Kim, Y. H. Kim, K. S. Kim, K. H. Kim, "Effect of mixing of suckling piglets on change of body surface temperature in sows and piglets", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, vol. 18, no. 1, pp. 135-140, 2017.



**이 종 희**

이메일 : jhlee78@nonghyup.ac.kr

- 2016년 고려대학교 물리학과 (박사)
- 2020년 경기도 경제과학진흥원 기술개발사업 평가위원
- 2020년 농림식품기술기획평가원 평가위원
- 2021년~현재 농협대학교 디지털농업추진단 책임연구원
- 관심분야: 스마트팜, ICT, 빅데이터, 통계



**남 기 포**

이메일 : nkp17178@nonghyup.ac.kr

- 1989년 건국대학교 지리학과 (학사)
- 1994년 서울대학교 지리학과 (석사)
- 2014년 서울시립대학교 도시행정학과(박사)
- 2021년 현재 농협대학교 협동조합디지털경영과 교수
- 관심분야: 스마트팜, 스마트농촌, GIS, 농업클러스터

## 저 자 약 력



**장 진 옥**

이메일 : jjw@nonghyup.ac.kr

- 2013년 건국대학교 신산업융합학과 (박사)
- 2001년 국방부 정보사령부 전산장교
- 2011년 SK communications CTO PMO
- 2021년~현재 농협대학교 협동조합디지털경영과 교수
- 관심분야: 디지털전환, 장소 이미지 딥러닝, 스마트영농 컴퓨팅사과



**이 성 호**

이메일 : dulee211@naver.com

- 1998년 건국대학교 축산경영 (석사)
- 2009년 한국농림수산정보센터 팀장
- 2010년 한국농수산식품유통공사 파트장
- 2021년~현재 (주)호현에프앤씨 대표
- 관심분야: 스마트팜, 축산컨설팅, 축산 빅데이터 플랫폼