

딥러닝 예측 알고리즘을 이용한 스마트팜 실시간 제어 플랫폼

이승우(숭실대학교), 최승혁(주인프로), 신요안(숭실대학교)*

fla1117@ssu.ac.kr, sh.choi@inpro.co.kr, yashin@ssu.ac.kr

(*교신저자)

A Smart Farm Real-Time Control Platform Using Deep Learning Prediction Algorithm

Seung Woo Lee(Soongsil Univ.), Seung Hyouk Choi(Inpro Inc.), Yoan Shin(Soongsil Univ.)*

(*Corresponding author)

요약

본 논문은 스마트팜의 실시간 제어를 위해 개발한 제어 플랫폼인 “우리농장” 서비스에 대한 소개와 해당 플랫폼에 사용되는 딥러닝 알고리즘 기반의 사료빈 공급 시기 예측 알고리즘의 성능에 대해 제시한다.

I. 서 론

전세계적으로 인구의 고령화와 농어촌 인구수의 지속적인 감소로 인해 미래의 식량 수급에 있어서 심각한 문제가 우려되고 있다. 이러한 문제점을 해결할 수 있는 방안 중 하나로 현재 급부상하고 있는 스마트팜 (Smart Farm) 산업은 최근 많은 이목을 집중하고 있다. 본 논문에서는 (주)인프로에서 개발한 스마트팜 실시간 제어 플랫폼인 “우리농장”[1]을 소개하고, 해당 플랫폼에서 동작하는 MLP (Multi-Layer Perceptron)[2] 딥러닝 알고리즘 기반의 사료빈 공급 예측 알고리즘의 성능에 대해 제시한다.

II. 제안 시스템

스마트팜 실시간 제어 플랫폼 “우리농장” 시스템은 각 축사에 설치된 센서 및 설비 (사료빈의 중량센서 및 레벨센서, 축사의 온도센서, CCTV, 환풍기 등)로부터 실시간으로 데이터를 전달 받아, 이를 모바일 앱 (App) 및 PC 환경에서 제어 및 관리가 가능도록 한 서비스 플랫폼이다. 이러한 플랫폼을 통해 사료빈에 적정한 공급을 하는 시기에 대한 정확한 예측이 매우 중요하며, 본 논문에서 연구한 사료빈 공급 예측 알고리즘에서는, 이러한 “우리농장” 시스템을 통해 실시간으로 수집되는 축사의 사료빈 센서 데이터를 필터링 후 MLP 딥러닝 알고리즘을 이용하여 사료 입고 예정일을 예측한다. 이러한 예측 알고리즘에 대한 성능을 검증하기 위해 경기도 화성시에 위치한 한 농가로부터 지난 2019년 7월부터 2020년 5월 10일 동안 수집한 표 1의 예시와 같은 사료빈 레벨 센서 실시간 데이터를 이용하였으며, 이 데이터를 표 2의 예시와 같이 8시간 간격으로 필터링 한 후 MLP 딥러닝에 기반한 예측 알고리즘을 통해 예측을 수행하였다. 한편, 특정 농가 사료빈 레벨 센서와 센서 값에 대한 정의는 표 3과 같다.

표 1. 사료빈 레벨 센서 데이터 예시: 실시간 이벤트 단위

FARM_CODE	WRT_DATE	LEVEL_DATA	SENSOR_VALUE_1	SENSOR_VALUE_2	EQMNT_SEQ	SUB_SEQ
1	20190701	50	1	0	001	001
2	20190702	50	1	0	001	001
3	20190702	0	0	0	001	001
4	20190702	100	1	1	001	001
5	20190703	100	1	1	001	001
6	20190704	100	1	1	001	001
7	20190705	100	1	1	001	001
8	20190705	100	1	1	001	001

표 2. 사료빈 레벨 센서 데이터 예시: 8시간 단위 필터링 후

FARM_CODE	WRT_DATE	LEVEL_DATA	TIME_LEVEL	EQMNT_SEQ	SUB_SEQ
1	100019	20190701	50	1	001
2	100019	20190701	50	2	001
3	100019	20190701	50	3	001
4	100019	20190702	100	1	001
5	100019	20190702	100	2	001
6	100019	20190702	100	3	001
7	100019	20190703	100	1	001
8	100019	20190703	100	2	001

표 3. 100019 농가 1번 사료빈의 레벨 센서 설치 위치 및 센서 값 의미

Level_Data	Sensor_Value_1 (2,000kg)	Sensor_Value_2 (3,500kg)	사료빈 잔량 (비율)
0	0	0	2,000kg 미만 (<29%)
50	1	0	2,000kg ~ 3,500kg (29%~50%)
100	1	1	3,500kg 이상 (>50%)

III. 실험 결과 및 결론

사료빈 공급 예측 알고리즘은 8시간 단위로 필터링 된 사료빈 레벨 센서 데이터 945개에 대해서 2019년 7월 1일~12월 31일에 해당되는 552개의 데이터를 학습 데이터로, 2020년 1월 1일~5월 10일에 해당되는 393개의 데이터는 예측 결과에 대한 평가 데이터로 분할 후 MLP 알고리즘을 통해 학습 및 평가를 진행하였다. 이 때 알고리즘에 사용되는 LEVEL_DATA값을 Sklearn 라이브러리의 MinMaxScaler 함수를 사용하여 0과 1 사이의 값으로 정규화 하였다. MLP 알고리즘의 학습 모델은 Sequential을 사용하였다. 모델의 구성은 ReLU 함수를 사용하는 은닉층 3개, 출력층 1개로 구성하였으며, 각 층의 입력 노드는 90, 45, 15개로 설정, 출력층의 노드는 1개로 설정하였다. Batch_Size는 168, Epoch는 150으로 설정하여 학습한 결과, 그림 1과 같이 우수한 학습 및 평가 결과를 얻었다.

이와 같이 예측 알고리즘을 통해 예측한 평가 결과에 기반해서 그림 2와 같이 “우리농장” 플랫폼을 통해 사료 입고 예정일을 제공할 수 있으며, 개발된 사료빈 공급 시기 예측 알고리즘은 현재 5곳의 농가에서 실시간으로 운영 중에 있으며, 해당 예측 알고리즘의 입고 예정일 정확도는 평

균 85% 이상의 수준을 보이고 있다. 이에 향후 연구 방향은 사료빈의 레벨 센서 뿐만 아니라 중량 센서와 결합하여 보다 높은 정확도를 달성하고, 다양한 변수들에 대해서도 유연하게 대처할 수 있도록 개선하는 것이다.

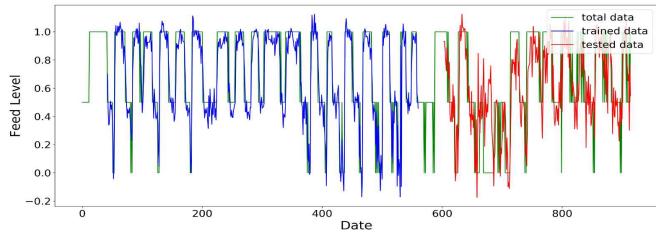


그림 1. 사료빈 공급 예측 알고리즘 학습 및 평과 결과



그림 2. “우리농장” 사료 입고 예정일 안내 화면

감사의 글

본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2018년도 산학연협력 기술개발사업(연구마을, 과제번호 S2635275)의 연구수행으로 인한 결과물입니다.

참고 문헌

- [1] 이승우, 이정호, 이상훈, 신요안, “RNN을 이용한 축사 사료 공급 시기 예측,” *2019년도 한국통신학회 동계종합학술대회 논문집*, 2019년 1월.
- [2] I. Goodfellow, Y. Begio, and A. Courville, *Deep Learning*, The MIT Press, 2016.