

육성기 한우 거세우의 성장 예측 모델링: 사양관리를 위한 머신 러닝 알고리즘 평가

엄경환, 박명선, 장기숙, Borhan Shokrollahi, 장선식, 백열창
국립축산과학원 한우연구소
e-mail:umkh9969@korea.kr

Predictive modeling of growing Hanwoo steer growth: evaluating machine learning algorithms for growth management

Kyung-Hwan Um, Myungsun Park, Gi-Sook Jang, Borhan Shokrollahi, Sun-Sik Jang, Youl-Chang Baek
Hanwoo Research Institute, National Institute of Animal Science, RDA, Pyeongchang 25340, Korea

요약

본 연구는 육성기 한우 거세우의 성장 지표, 특히 일당증체량과 체중을 예측하기 위한 다양한 머신러닝 알고리즘의 성능을 평가하였다. 한우 거세우 135두를 공시하여 체중, 체형 및 영양소 섭취량 데이터를 수집하였다. Random Forest (RF), Linear Regression (LR), K-Nearest Neighbors (KNN), Artificial Neural Networks (ANN)의 네 가지 모델을 적용하여 일당증체량과 체중을 예측하였다. 예측 모델 중 RF 모델은 일관되게 우수한 정확도를 보였으며, 특히 데이터 세트 내의 복잡하고 비선형적인 관계를 처리하는 데 있어 가장 높은 정확도를 보였다. 그러나 LR 모델도 비교적 좋은 성과를 보였지만, RF 모델에 비해 오차가 약간 더 크게 나타나 예측 정확도가 부족하였다. KNN 모델은 중간 수준의 성능으로 소규모의 데이터 패턴을 포착하는 데는 뛰어났지만, 광범위한 데이터에서는 예측력이 부족하였다. ANN 모델은 데이터 복잡성 및 충분하지 않은 데이터로 인해 예측 성능이 부족하였다. 이러한 연구 결과는 머신러닝, 특히 RF 모델과 같은 방법이 육성기 거세우에서 성장 예측과 관리 전략을 최적화하여 정밀 가축 농업을 향상시킬 수 있는 잠재력이 있음을 보여 주었다.

1. 서론

정밀 가축 농업은 데이터 분석, 감지, 자동화 등과 같은 첨단 기술을 통합하여 가축관리에 도움을 준다. 정밀 가축 농업을 사용하면 사료 섭취량, 체중 증가량 및 전반적인 건강과 같은 중요한 매개변수를 실시간으로 모니터링하고 제어할 수 있어 농장 관리를 크게 개선시킬 수 있다[1]. 또한 일당증체량 및 체중과 같은 성장 지표에 있어 정확한 예측은 사료 급여 프로그램, 건강 모니터링 및 전반적인 생산성 향상 등 가축 관리에서 중요하다. 특히 한우와 같은 품종은 국내에서 뛰어난 육질과 육량으로 높은 평가를 받기에 정확한 성장 예측이 중요하다. 고정식 저울을 사용하는 고전적인 체중 측정 방법은 노동 및 시간이 소모되며 가축과 작업자 모두에게 스트레스를 유발할 수 있다[2, 3]. 이러한 문제로 인해 데이터 수집을 자동화하고 노동력을 줄이는 비접촉 기술에 대한 연구가 이루어지고 있다[4].

다양한 머신러닝(ML) 모델은 가축 성장 지표를 예측하는 데 사용되어지고 있으며, 특히 Random Forests (RF), Linear Regression (LR), Artificial Neural Networks (ANN), and K-Nearest Neighbors (KNN)은 일당증체량 및 성장 패턴을 예측하는데 효과적인 것으로 검증되었다[5, 6]. 효과적인 가축 관리를 위한 정확한 성장 예측의 중요성과 ML 알고리즘의 입증된 잠재력을 감안하여, 본 연구는 거세 한우 육성기 성장에 대한 예측 모델을 검증하고 비교하는 것을 목표로 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1 데이터 수집 및 측정

거세 한우 136두를 공시하여 육성기 성장을 정확하게 예측하기 위해 신체 측정 및 영양소 섭취량 데이터를 분석하였다. 체중 및 다양한 신체 치수와 같은 성장특성은 아침 사료 급여

전에 매달 측정하였다. 체중은 측정할 수 있는 우형기를 사용하여 한 달에 한 번 기록되었고, 체중과 사료 급여 일수에 따라 일당증체량을 계산하였다. 신체 측정에는 체고, 십자부고, 체장, 흉심, 요각폭, 고장, 흉폭, 곤폭, 좌골폭을 측정하였으며, 흉위는 줄자를 사용하여 측정하였다. 실험 사료의 화학적 조성은 표 1에 제시하였다.

[표 1] 육성기 한우거세우 시험사료의 화학적 조성

Items ¹	Growing	
	Concentrate	Timothy
DM, % as feed	90.3	92.7
	% of DM	
OM	84.2	91.5
CP	18.7	5.5
NDF	37.6	65.5
ADF	20.0	43.2
EE	4.2	1.8
Ash	10.2	6.2
NFC	33.7	22.0
TDN	64.6	54.6

¹DM, dry matter; OM, organic matter; CP, crude protein; NDF, neutral detergent fiber; ADF, Acid detergent fiber; EE, ether extract; NFC, non-fiber carbohydrate; TDN, total digestible nutrients

2.2 상관관계 분석

육성기 한우 거세우의 성장에 영향을 미치는 가장 중요한 요인을 파악하기 위해 상관성 분석을 진행하였다. Pearson 상관계수를 계산하여 각 신체 측정치, 영양소 섭취 변수를 목표 결과인 체중 및 일당증체량 간의 상관관계를 분석하였다.

2.3 ML 모델 적용

한우 거세우의 다양한 성장 단계에 걸쳐 체중 및 일당증체량을 예측하기 위해 Random Forest (RF), Linear Regression (LR), K-Nearest Neighbors (KNN), Artificial Neural Networks (ANN)의 네 가지 알고리즘이 사용되었다.

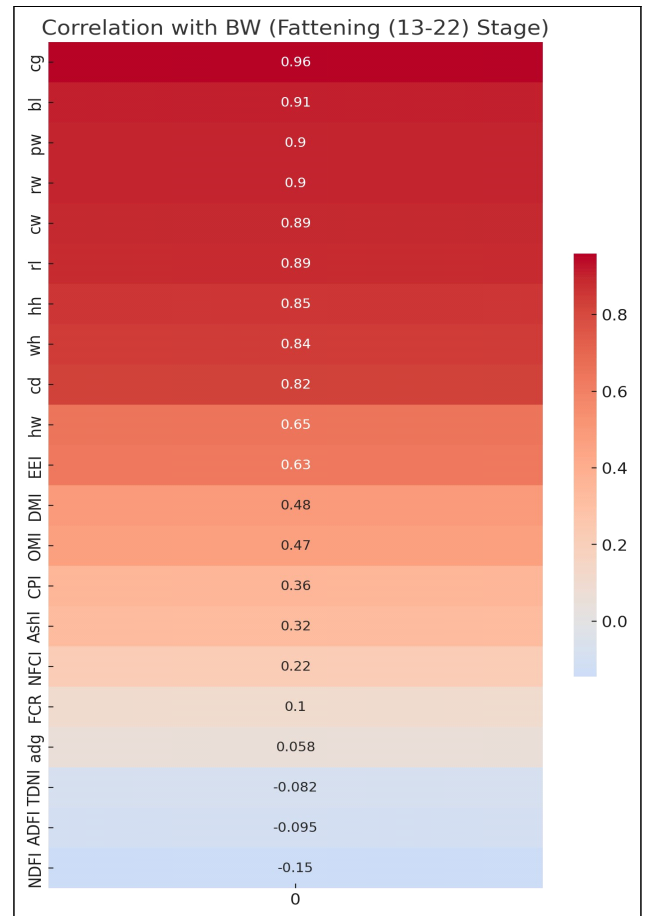
3. 결과

3.1 육성기 거세한우의 성장 관련 변수 상관관계

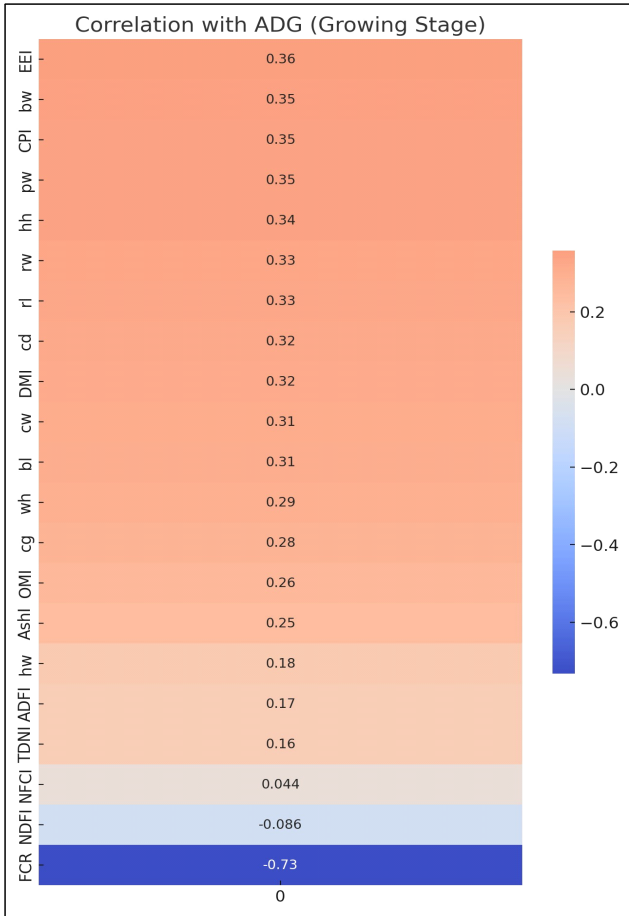
상관관계 분석은 육성기 동안 한우 거세우의 성장에 미치는 주요 요인을 확인하였다. 이러한 요인은 육성기 단계에서 체중과 일당 증체량에 대한 정확한 예측 모델을 개발하는 데 중요하다. 육성기 거세 한우의 체중과 성장 관련 변수와의 상관관계는 그림 1과 같다. 육성기에는 체중은 흉위(0.96), 체장(0.91), 곤폭(0.90), 요각폭(0.90), 흉폭(0.89), 고장(0.89), 십자부고(0.85), 체고(0.84), 흉심(0.82), 및 좌골폭(0.65)에서 정의 상관관계를 보였다. 이러한 결과는 육성기에는 골격 및 근육이 전체적으로 발달하는 시기를 나타낸다.

육성기 거세 한우의 일당증체량과 성장 관련 변수의 상관관계는 그림 2와 같다. 일당증체량의 경우 사료요구율(-0.73)은 부의 상관관계를 보여, 사료 효율이 높을수록 일당증체량이

증가되는 것으로 나타났다. 곤폭(0.35) 및 십자부고(0.34)는 정의 상관관계를 보여, 육성기에 뒷부분의 발달이 주로 이루어진 것으로 보인다.



[그림 1] 육성기 거세한우의 체중과 성장 관련 변수의 상관관계
Growth parameters include: WH (withers height), HH (hip height), BL (body length), CD (chest depth), CW (chest width), RW (rump width), PW (pelvic width), HW (hip width), RL (rump length), CG (chest girth), DMI (dry matter intake), OMI (organic matter intake), CPI (crude protein intake), EEI (ether extract intake), ASHL (ash content), TDNI (total digestible nutrients intake), NDFI (neutral detergent fiber intake), FCR (feed conversion ratio), ADFI (acid detergent fiber intake), NFCI (non-fiber carbohydrate intake), and NDFCI (neutral detergent fiber content intake).



[그림 2] 육성기 거세한우의 일당증체량과 성장 관련 변수의 상관관계

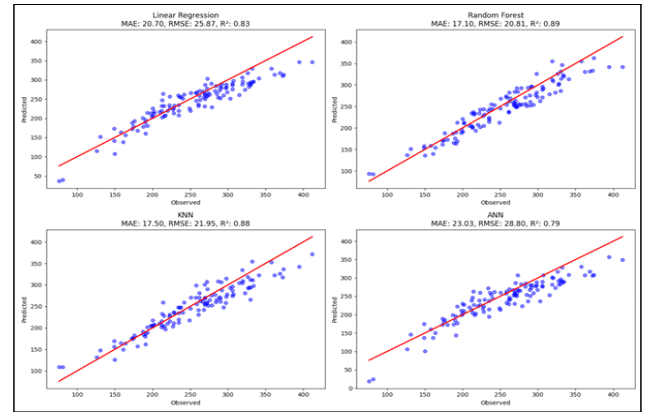
3.2 육성기 거세한우의 성장 예측 모델 검증

ML 모델에 따른 육성기 한우 거세우의 체중 예측은 그림 3과 같다. 육성기 동안 체중 예측의 경우 RF 모델은 RMSE가 20.81, R^2 가 0.89로 다른 모델보다 우수한 성과를 보였으며, 체중의 변동성을 포착하는 데 높은 정확도를 보였다. RMSE가 25.87, R^2 가 0.83인 LR 모델도 비교적 좋은 성과를 보였지만, RF 모델에 비해 오차가 약간 더 크게 나타났다. KNN 모델은 소규모 데이터의 변동을 포착하는 데 효과적이었지만, 더 광범위한 추세 예측에는 일관성이 없었다.

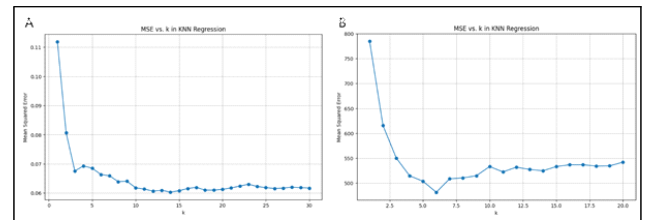
국소적 패턴 인식 기능이 있는 KNN 모델은 상당히 좋은 성능을 보였지만, 더 광범위한 추세를 모델링하는 데 어려움이 있는 것으로 나타났다(그림 4). ANN 모델은 과적합 또는 불충분한 학습 데이터로 인해 성능이 저하되었다. 향후 연구에서는 데이터 세트 크기를 늘리거나 정규화 기술을 사용하여 ANN 성능을 개선하는 것이 효과적일 수 있다.

육성기에 RF 모델은 일당증체량의 예측에 가장 효과적이었으며, RMSE는 0.18, R^2 는 0.14를 달성했다(그림 5). RF 모델은 고차원 데이터를 처리하고 성장 데이터 내에서 복잡하고 비선형적인 상호 작용을 포착하는 능력이 뛰어난 성능을 보

였다. LR 모델은 RMSE가 0.25이고 R^2 가 0.03로 RF 모델 보다 오류가 더 높고 R^2 가 낮아 일당증체량의 변동성을 설명하는 예측력이 제한적임을 나타낸다.

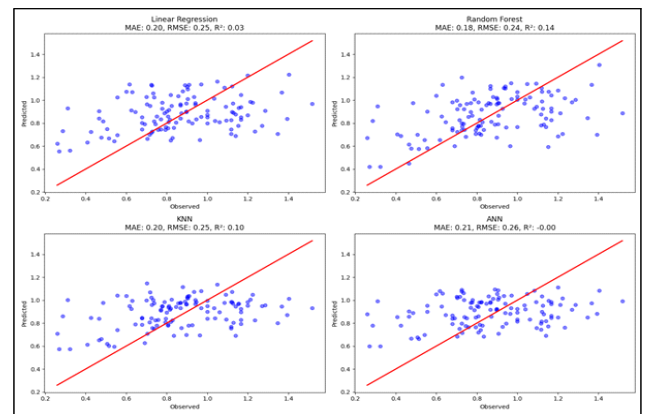


[그림 3] ML 모델에 따른 육성기 한우 거세우의 체중 예측
The red diagonal line indicates the line of perfect prediction where observed and predicted values are equal. Performance metrics shown include Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), and R^2 for each model.



[그림 4] 육성기 한우 거세우의 일당증체량과 체중을 예측하기 위한 KNN에 대한 평균 제곱 오차

Panel A: MSE values plotted against the number of neighbors (k) for predicting ADG using KNN regression. Panel B: MSE values plotted against the number of neighbors (k) for predicting BW using KNN regression.



[그림 5] ML 모델에 따른 육성기 한우 거세우의 일당 증체량 예측
The red diagonal line represents the line of perfect prediction where predicted values match observed values. Top Left (Linear Regression): Performance metrics include a mean absolute error (MAE) of 0.20, a root mean squared error (RMSE) of 0.25, and an

R^2 of 0.03. Top Right (Random Forest): Performance metrics include an MAE of 0.18, an RMSE of 0.24, and an R^2 of 0.14. Bottom Left (K-Nearest Neighbors): Performance metrics include an MAE of 0.20, an RMSE of 0.25, and an R^2 of 0.10. Bottom Right (Artificial Neural Networks): Performance metrics include an MAE of 0.21, an RMSE of 0.26, and an R^2 of -0.00.

Journal of Dairy Science, Vol. 98, pp. 6992-7002. September, 2015.

4. 결론

평가된 모델 중에서 LR, KNN, ANN 모델에 비해 RF 알고리즘은 예측 정확도 측면에서 지속적으로 우수한 성과를 보여주었다. RF 모델은 복잡하고 비선형적인 관계와 고차원 데이터를 처리할 수 있어 가축 성장의 복잡한 특성에 특히 적합하다. 본 연구에서 RF 모델을 적용한 것은 정밀 가축 농업 관행을 개선하고 보다 정확하고 효율적인 육성기 거세한우 관리에 도움을 줄 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] T. Groher, K. Heitkämper, C. Umstätter, “Digital technology adoption in livestock production with a special focus on ruminant farming”, *Animal*, Vol. 14, pp. 2404-2413, June, 2020.
- [2] A. Ruchay, V. Kober, K. Dorofeev, V. Kolpakov, A. Gladkov, H. Guo, “Live weight prediction of cattle based on deep regression of RGB-D images”, *Agriculture*, Vol. 12, pp. 1794-1991, October, 2022
- [3] V. A. M. Weber, F. de Lima Weber, A. da Silva Oliveira, G. Astolfi, G. V. Menezes, J. V. de Andrade Porto, F. P. C. Rezende, P. H. de Moraes, E. T. Matsubara, R. G. Mateus, “Cattle weight estimation using active contour models and regression trees Bagging”, *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 179, pp. 105804-15816, October, 2020.
- [4] E. Leroux, I. Llach, G. Besche, J. D. Guyonneau, D. Montier, P. M. Bouquet, I. Sanchez, E. González-García, “Evaluating a Walk-over-Weighing system for the automatic monitoring of growth in postweaned Mérimos d’Arles ewe lambs under Mediterranean grazing conditions”, *Animal-Open Space*, Vol. 2, pp. 100032-100044, December, 2023.
- [5] K. I. Duwalage, M. T. Wynn, K. Mengersen, D. Nyholt, D. Perrin, P. F. Robert. “Predicting carcass weight of grass-fed beef cattle before slaughter using statistical modelling”, *Animals* Vol. 13, pp. 1968-1981. June, 2023.
- [6] P. Mäntysaari, E. Mäntysaari. “Modeling of daily body weights and body weight changes of Nordic Red cows”,