

서포트 벡터 회귀 알고리즘과 센서 데이터를 활용한 착유 젖소의 부분 혼합 사료 섭취량 예측 모델 개발

이민경¹, 박성민², 서성원^{1*}

¹충남대학교 동물자원과학부, ²농촌진흥청 국립축산과학원

Development of a Model for Prediction of Partial Mixed Ration Intake in Lactating Dairy Cows using Support Vector Regression Algorithm and Sensor Data

Mingyung Lee¹, Seong-Min Park², Seongwon Seo^{1*}

¹Division of Animal and Dairy Sciences, Chungnam National University

²National Institute of Animal Science, Rural Development Administration

요약 본 연구는 서포트 벡터 회귀 알고리즘과 센서 데이터를 활용하여 착유 젖소의 부분 혼합 사료 섭취량 예측 모델을 개발하기 위해 수행되었다. 모델의 개발과 평가를 위해 33마리의 착유우로부터 37개의 비유기간(2020년 2월~2021년 3월)의 일별 데이터 총 2,231개가 수집되었다. 데이터 세트에는 착유 일수, 산차, 체중, 대사 체중, 유량, 유지방 함량, 4% 유지방 보정 유량, 농후사료 섭취량, 활동량, 반추 시간이 포함되었다. 모델 개발에는 서포트 벡터 회귀가 사용되었으며, 평가를 위해 다중 선형 회귀 알고리즘과 비교되었다. 개발 결과, 두 알고리즘 모두에서 유량, 농후사료 섭취량, 대사 체중, 반추 시간, 착유 일수가 최적의 예측 변수 조합으로 확인되었다. 서포트 벡터 회귀 모델은 다중 선형 회귀 알고리즘에 비해 더 높은 예측 정밀도와 정확도를 나타냈다(R^2 : 0.22 vs. 0.30, 예측오차 : 8.1 vs. 7.7 kg/일). 또한 3일부터 7일 이동 평균을 적용한 데이터 세트에서는 성능이 향상되는 것으로 확인되었다(R^2 : 0.71-0.92, 예측오차 : 4.0-1.9 kg/일). 결론적으로 센서 데이터와 서포트 벡터 회귀 알고리즘을 이용한 모델은 착유우의 부분 혼합 사료 섭취량을 성공적으로 예측했으며, 회귀 알고리즘에 비해 좋은 성능을 보여 추후 착유우의 섭취량 예측 모델로 유용하게 활용될 수 있을 것으로 사료 된다.

Abstract This study was conducted to develop a model for predicting the partial mixed ration (PMR) intake of lactating dairy cows using support vector regression (SVR) algorithms and sensor data. For this study, a total of 2,231 daily data points from 37 lactation periods (February 2020 to March 2021) of 33 cows were collected, which includes days in milk (DIM), parity, body weight (BW), metabolic BW (MBW), milk yield (MY), milk fat content, concentrate intake, activity, rumination time, etc. The model development utilized SVR and was compared with multiple linear regression (MLR) algorithms for evaluation. The results showed that MY, concentrate intake, MBW, rumination time, and DIM were identified as the optimal combination of predictors. The SVR model demonstrated higher predictive power compared to the MLR model (R^2 : 0.22 vs. 0.30, prediction error: 8.1 vs. 7.7 kg/day). Furthermore, the application of a 3 to 7-day moving average to the dataset resulted in an increase in predictive performance of SVR model (R^2 : 0.71-0.92, prediction error: 4.0-1.9 kg/day). In conclusion, the developed SVR model successfully predicted the PMR intake of lactating cows and showed better performance compared to regression-based algorithms, indicating its potential for future application in predicting feed intake of lactating cows.

Keywords : Partial Mixed Ration Intake, Lactating Cow, Support Vector Regression, Sensor Data, Prediction Model

본 논문은 농촌진흥청 신농업기후변화대응체계구축사업의 지원을 받아 수행되었음(과제번호: PJ0150482021).

*Corresponding Author : Seongwon Seo(Chungnam National Univ.)

email: swseo@cnu.kr

Received March 5, 2024

Revised May 2, 2024

Accepted May 3, 2024

Published May 31, 2024

1. 서론

젖소의 사료 섭취량은 그들의 건강 상태, 생산성, 그리고 배출량을 파악할 수 있는 중요한 생물학적 지표로서, 우유 생산량 및 건강 상태와 양의 상관관계가 있다고 알려져 있다[1-4]. 그러나 젖소의 사료 섭취량을 직접 관찰하거나 측정하는 과정은 상당한 노동력이 요구되거나 고비용의 전문 장비가 필요하다는 문제점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 연구자들은 농장에서 생성되는 다른 데이터들을 활용하여 사료 섭취량을 정확히 예측할 수 있는 모델을 개발하기 위해 지속적인 노력을 기울여 왔다[5-12].

지금까지 사료 섭취량 예측 모델 개발에는 선형 회귀(linear regression) 방법이 주로 사용되었다. 선형 회귀 방법은 단순하고 해석이 쉬울 뿐만 아니라, 계산상으로 효율적이라는 장점이 있다. 하지만 이 방법은 변수들 사이의 비선형 관계를 포착하는데 한계가 있어 예측 성능이 제한될 수 있다[13,14]. 실제로 착유 젖소의 사료 섭취량은 비유 주기에 따라 변동되며, 이는 착유 일수, 농후사료 섭취량, 반추 시간 등 다양한 요인과 비선형적인 관계를 보이는 것으로 보고되었다[5,15-17]. 이로 인해 기존의 선형 회귀 기반 모델들은 중요 예측 변수를 누락시키거나, 비유 주기에 따른 사료 섭취량의 변동성을 보정하기 위해 추가적인 모델을 필요로 하는 경우가 있었다[5,9,10,16].

이러한 배경하에, 2000년대 초 낙농 모델링 분야에 도입된 기계 학습(machine learning) 기술은 질병 진단(예: 파행 및 유방염)이나 분만 감지와 같은 분류 문제에서 좋은 예측 성능을 보여주었다[18-23]. 최근에는 우유 생산량 예측과 같은 회귀 문제에서도 기존 선형 회귀 모델을 능가하는 예측력을 보인 바 있는데[24-26], 이는 기계 학습 알고리즘이 변수 간의 비선형 관계나 다중공선성 문제를 극복할 수 있기 때문이다. 특히, 서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression, 이하 SVR) 알고리즘은 커널 함수(kernel function)를 이용하여 비선형 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 강력한 기술로 알려져 있다[27]. 또한, SVR은 구조적 위험도 최소화(structural risk minimization) 원칙에 기초하여 작은 데이터 세트에서도 잘 작동하며, 과적합에 대한 민감도가 낮다는 장점이 있다[27-29]. 이전 연구에서는 SVR이 기존 선형 회귀 모델이나 다른 기계 학습 알고리즘에 비해 더 좋은 예측 성능을 보였다고 보고된 바 있다[13,26,30].

한편, 센서 기술의 진보로 농장에서 생성되는 데이터

의 양과 질이 크게 향상되었다. 다양한 센서 기술이 적용된 장비의 개발로 젖소의 우유 생산량, 우유 성분, 체세포 수와 같은 데이터를 착유 중에 측정하고 기록하는 것이 가능해졌으며[31,32], 젖소의 체중을 매일 측정할 수 있게 되었다[33,34]. 그뿐만 아니라, 웨어러블 센서는 활동량, 반추 시간과 같은 행동 데이터의 수집을 가능케 했다[35]. 특히, 로봇 착유기는 앞서 언급한 데이터를 포함한 다양한 젖소의 생체 데이터를 측정 및 제공하고 있다[36,37]. 이러한 기술의 발전은 다양한 고품질 데이터 소스를 제공하고 있으며, 더 정확하고 신뢰할 수 있는 모델을 구축할 수 있는 기반을 마련해 주었다.

하지만 이러한 발전에도 불구하고 기계 학습 기술과 센서 데이터를 활용하여 사료 섭취량을 예측하고자 하는 시도는 여전히 부족한 실정이며, 특히 국내에서는 그 시도가 극히 적은 상황이다. 따라서, 본 연구에서는 SVR 알고리즘과 센서 데이터를 이용하여 착유우의 사료 섭취량을 정확하게 예측하는 모델을 개발하고자 하였다. 특히, 국내 낙농 현장에서는 완전 혼합 사료(total mixed ration)를 급여하기보다는 부분 혼합 사료(Partial Mixed Ration, 이하 PMR)를 급여하면서 자동 급여 시스템을 이용하여 농후사료를 별도로 급여하는 방식을 사용하고 있는데, 이때 농후사료 급여량은 급여 시스템에 기록된다. 이에 본 연구에서는 측정이 어려운 PMR 섭취량을 별도로 예측하고자 하였다.

2. 재료 및 방법

2.1 데이터 수집

본 연구에 사용된 데이터는 2020년 2월부터 2021년 3월까지 충청남도 천안시에 위치한 국립축산과학원의 연구 농장에서 진행된 사양 실험을 통해 수집되었다. 모든 동물의 사용과 실험 절차는 농촌진흥청 국립축산과학원 동물실험윤리위원회의 승인을 받은 후 수행되었다(승인 번호: 2020-173).

데이터 수집을 위해 총 네 차례의 사양 실험이 실시되었다. 전체 실험 기간 동안, 동물은 로봇 착유기(Astronaut 3, Lely, 네덜란드)가 설치된 톱밥이 깔린 개방식 우사에 함께 사육되었다. 동물들에게는 제한 없이 자유롭게 PMR을 섭취할 수 있도록 하였으며, 이때 PMR은 오전 9시와 오후 5시에 2회 급여하였다. 각 실험 기간 및 사용된 동물의 정보는 Table 1에 제시하였다. 전체 실험 기간에 급여된 PMR과 농후사료의 영양 성분은 동일했으

며, 그 영양 성분의 분석 결과는 Table 2에 나타내었다.

Table 1. Animal information of *in vivo* feeding trials

Experiment		Animal information		
Period	Day	Parity	Days in milk (day)	Body weight (kg)
1	24	2.1±0.96	205.2±153.74	734.7±62.61
2	34	2.7±1.23	196.2±84.06	739.4±54.04
3	38	2.9±1.23	207.6±115.32	715.2±65.73
4	27	2.9±1.16	199.4±105.23	789.5±56.96

Table 2. Chemical and nutrient composition (g/kg dry matter or as stated) of partial mixed ration and concentrate mix used in the feeding trial with lactating Holstein cows

Nutrients	Partial mixed ration	Concentrate mix
DM, g/kg as fed	620	895
CP	167	215
EE	42	56
CF	266	75
Ash	132	101
aNDF	504	264
ADF	312	116
ADL	53	29
Ca	12	13
P	3	6
TDN	579	739
NEI (MJ/kg DM)	5.4	7.1

*DM, dry matter; CP, crude protein; EE, ether extract; CF, crude fiber; aNDF, neutral detergent fiber analyzed using a heat stable amylase and expressed inclusive of residual ash; ADF, acid detergent fiber; ADL, acid detergent lignin; Ca, calcium; P, phosphorus; TDN, total digestible nutrients; NEI, net energy for lactation

동물의 개체별 PMR 섭취량은 무선 주파수 인식(RFID: radio-frequency identification) 시스템이 탑재된 사료 섭취량 자동 조사 장치(Dawoon Co., 한국)를 통해 측정되었다. 농후사료 섭취량, 유량, 유지방 함량과 함께 활동량, 반추 시간은 목걸이형 웨어러블 센서(HR-LD Tags; SCR Engineers Ltd, 이스라엘)로부터 측정되어 로봇 착유기 시스템을 통해 수집되었다.

2.2 모델 개발 및 평가

모델 개발 및 평가를 위한 데이터 세트에는 전체 실험 동안 33마리의 착유우로부터 얻은 37개의 비유기간에 걸쳐 수집된 총 2,231개의 일일 관측치가 포함되었다. 여기에는 착유 일수(days in milk, 일), 산차(parity), 체중(body weight, kg/일), 대사 체중(체중^{0.75}; metabolic body weight, kg/일), 유량(milk yield, kg/일), 유지방

함량(milk fat content, %/일), 4% 유지방 보정 유량(4% fat-corrected milk, kg/일), 농후사료 섭취량(concentrate intake, kg/일)이 포함되었으며, 웨어러블 센서 데이터인 활동량(activity level, 단위 없음/일) 및 반추 시간(rumination time, 분/일)이 포함되었다. 모델의 성능 변화를 조사하기 위해 3일, 5일, 7일의 구간의 이동 평균(moving average)이 적용된 데이터 세트를 추가로 준비하였다. 수집된 전체 데이터에 대한 기술 통계는 Table 3과 같다.

Table 3. Descriptive statistics of the entire dataset (daily observations) used to develop and evaluate the prediction model of the partial mixed ration intake (2,231 daily data from 37 lactations of 33 cows)

Variables	Mean	S.D
Days in milk (days)	214.82	113.43
Parity	2.62	1.21
Body weight (kg)	748.66	61.99
Daily feed intake (kg as fed)		
Partial mixed ration	33.78	8.97
Concentrate	7.08	2.03
Total	40.86	9.31
Milk yield (kg)	35.21	7.86
4% fat-corrected milk (kg)	34.17	6.96
Milk fat (%)	3.87	0.71
Activity level (unitless/day)	47.42	10.49
Rumination time (min/day)	424.46	68.00

*S.D, standard deviation

모델 개발 절차는 크게 세 단계로 나누어 수행되었다. 첫 번째 단계는 수집된 변수들에 대한 초기 스크리닝 단계로, 양방향 제거 방법(bidirectional elimination method)을 이용한 단계적 회귀 분석(stepwise regression analysis)을 통해 PMR 섭취량 예측에 통계적으로 유의미한 독립 변수를 식별하는 것이 목표였다. 이 과정에는 착유 일수, 체중, 대사 체중, 유량, 유지방 함량, 4% 유지방 보정 유량, 농후사료 섭취량, 활동량, 반추 시간 등 총 9개 변수가 포함되었다. 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 선발된 예측 변수를 포함하는 데이터 세트를 활용하여, 이를 7:3의 비율로 훈련 세트(training set)와 평가 세트(test set)로 분류했다. 이후 훈련 세트를 이용하여 모델의 최적 변수 조합을 탐색하고, 평가 세트를 통해 최적 모델의 성능을 평가하였다. 세 번째 단계에서는 일별 데이터와 함께 특정 기간 동안의 평균값을 연속적으로 계산하는 방법인 이동 평균(moving average)을 적용한 데이터 세트(3일, 5일, 7일)를 대상으로 10겹 교차 검증(10-fold cross-validation) 방식을 적용하여 두

번째 단계에서 도출된 최종 모델의 성능을 다양한 조건에서 평가했다.

모델 개발에는 SVR 알고리즘이 이용되었으며, 비교 평가를 위해 다중 선형 회귀(Multiple Linear Regression, 이하 MLR) 알고리즘을 이용한 모델도 함께 구축되었다. SVR 모델 개발에는 R 소프트웨어(버전 4.0.3)의 'e1071' 패키지가 사용되었다. 본 연구에서 SVR 모델은 가우시안 방사형 기저 함수 커널(Gaussian radial basis function kernel)을 사용하며, 이는 두 가지 주요 하이퍼파라미터(hyperparameter; cost와 gamma)에 의해 조정된다 [27,38,39]. 최적의 하이퍼파라미터는 'tune()' 함수를 통한 그리드 서치(grid search) 방법으로 결정되었다.

MLR 모델 개발에는 R 소프트웨어의 'lm()' 함수가 사용되었으며, 모델의 기본 구조는 Eq. (1)과 같은 선형 모델로 표현되었다.

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_px_p \quad (1)$$

여기서 y 는 PMR (kg/일)을 나타내고, x_i ($i = 1, 2, \dots, p$)는 예측 변수를 나타내고, β_0 는 절편, β_i 는 예측 변수의 계수를 나타낸다. MLR 모델에서 예측 변수 간의 다중공선성 문제를 평가하기 위해 R의 'car' 패키지의 'vif()' 함수를 이용하여 분산팽창계수(Variance Inflation factors, 이하 VIF)를 계산하였다. VIF 값이 5 이하인 경우, 모델에 대한 다중공선성의 영향이 중요하지 않은 것으로 간주되었다[40].

개발된 모든 모델의 성능은 결정계수(R^2), 평균 제곱근 예측오차(Root Mean Squared Error of Prediction, 이하 RMSEP), 일치성 상관계수(Concordance Correlation Coefficient, 이하 CCC)를 사용하여 평가되었다[41]. CCC의 값은 0.0 - 0.3일 때 매우 낮음, 0.3 - 0.5일 때 낮음, 0.5-0.7일 때 중간, 0.7-0.9일 때 높음, 0.9 이상일 때 매우 높은 것으로 논의되었다[42,43]. 모델의 평균 및 기울기 편향 정도를 평가하기 위해 잔차 분석을 실시하였으며, 통계적 유의성은 $p < .05$ 에서 선언되었고 경향성은 $.05 \leq p < .1$ 에서 논의되었다.

3. 결과

단계적 회귀 분석 결과, 총 9개의 변수 중 활동량(단위 없음/일)과 유지방 함량(%/일)은 PMR 섭취량에 통계적으로 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었고($p > 1.0$), 이에 따라 이 두 변수는 모델의 후보 변수에서 제외되었다. 이후 남은 7개의 후보 변수를 이용하여 다

양한 변수 조합을 검토하였으며, 예측력(R^2 및 RMSEP)이 높았던 상위 8가지 경우의 변수 조합을 최종 후보 변수 조합으로 선정하였다(Table 4).

Table 4. Variable combinations of candidate models used for prediction of partial mixed ration (PMR) intake

No.	Candidate variable combination
1	[AMY, CONC, MBW, RUM, DIM]
2	[AMY, CONC, BW, RUM, DIM]
3	[FCM, CONC, MBW, RUM, DIM]
4	[FCM, CONC, BW, RUM, DIM]
5	[AMY, CONC, RUM, DIM]
6	[AMY, CONC, MBW, RUM]
7	[FCM, CONC, RUM, DIM]
8	[CONC, MBW, RUM, DIM]

*MY, milk yield (kg/d); CONC, concentrate intake (kg/d); MBW, metabolic body weight (kg); RUM, daily rumination time (minute/d); DIM, days in milk (d); BW, body weight (kg); FCM, 4% fat-corrected milk yield (kg/d)

테스트 세트를 활용한 평가에서 총 8가지의 변수 조합 중, 유량, 농후사료 섭취량, 대사 체중, 반추 시간, 착유 일수를 포함하는 조합이 SVR 및 MLR 알고리즘을 사용하여 개발된 모델 모두에 대해 가장 우수한 성능을 보였다 (Table 5). 이 결과에 따라, 해당 변수들이 PMR 섭취량 예측을 위한 최종 모델의 변수 조합으로 결정되었다. 한편, 변수 조합 테스트 과정에서 SVR을 사용하여 개발된 모델들은 MLR을 사용하여 개발된 모델들에 비해 전반적으로 더 높은 예측 성능을 보였다(평균 R^2 : 0.22 vs. 0.30, RMSEP : 8.09 vs. 7.67 kg/d, CCC: 0.34 vs. 0.45; Table 5).

Table 5. The prediction precision and accuracy of partial mixed ration intake using multiple linear regression (MLR) models and support vector regression (SVR) models according to variable combination

No.	MLR ¹⁾			SVR ²⁾		
	R^2	RMSEP	CCC	R^2	RMSEP	CCC
1	0.270	7.820	0.404	0.350	7.372	0.505
2	0.270	7.820	0.404	0.350	7.373	0.505
3	0.212	8.113	0.338	0.300	7.654	0.444
4	0.212	8.113	0.338	0.287	7.715	0.456
5	0.240	7.982	0.361	0.295	7.673	0.459
6	0.218	8.087	0.351	0.326	7.501	0.486
7	0.181	8.271	0.293	0.209	8.136	0.357
8	0.128	8.533	0.231	0.252	7.914	0.418

*RMSEP, root mean square error of prediction; CCC, concordance correlation coefficient

¹⁾Variance inflation factors (VIFs) of all variables in all models were less than 2.

²⁾Parameters for support vector machine: Model 1, 2, and 3: gamma = 0.1 and cost = 5; Model 4 and 5: gamma = 0.1 and cost = 20; Model 6: gamma = 1 and cost = 1; Model 7: gamma = 0.1 and cost = 15; Model 8: gamma = 1 and cost = 1

최종 모델의 성능을 확인하기 위해 다양한 데이터 세트(일별 데이터, 3일 이동 평균, 5일 이동 평균, 7일 이동 평균)를 이용하여 10겹 교차 검증을 수행한 결과, SVR 모델이 MLR 모델보다 더 높은 정밀도(R^2)와 정확도(RMSEP)를 보였다(Table 6, 7).

Table 6. Cross-validation results (prediction precision and accuracy) of multiple linear regression model (MLR) and support vector regression (SVR) model according to datasets¹⁾

Data set ²⁾	MLR			SVR ³⁾		
	R^2	RMSEP	CCC	R^2	RMSEP	CCC
Daily	0.26 (0.047)	7.72 (0.675)	0.41 (0.038)	0.36 (0.048)	7.17 (0.763)	0.55 (0.049)
3MA	0.37 (0.073)	5.87 (0.382)	0.54 (0.053)	0.71 (0.043)	4.00 (0.256)	0.83 (0.026)
5MA	0.41 (0.095)	5.39 (0.370)	0.58 (0.061)	0.86 (0.032)	2.65 (0.304)	0.92 (0.019)
7MA	0.43 (0.730)	5.12 (0.352)	0.59 (0.057)	0.92 (0.016)	1.91 (0.190)	0.96 (0.009)

*RMSEP, root mean square error of prediction; CCC, concordance correlation coefficient

¹⁾The number in parentheses represents a standard error

²⁾Daily observations (n = 2,231); 3MA: 3-day moving average (n = 2,092), 5MA: 5-day moving average (n = 1,947), 7MA: 7-day moving average (n = 1,811)

³⁾Parameters for support vector machine: gamma = 1 and cost = 1 (Daily observations); gamma = 1 and cost = 5 (3MA); gamma = 1 and cost = 15 (5MA and 7MA)

Table 7. Cross-validation results (prediction bias, % RMSEP) of multiple linear regression model and support vector regression model according to the datasets¹⁾

Data set ²⁾	MLR			SVR ³⁾		
	Mean	Slope	Random	Mean	Slope	Random
Daily	0.45 (0.385)	0.63 (0.807)	98.92 (0.927)	0.64 (0.771)	0.88 (1.034)	98.48 (1.643)
3MA	0.49 (0.557)	0.70 (0.705)	98.80 (0.822)	0.45 (0.769)	0.56 (0.532)	98.99 (0.894)
5MA	0.74 (0.989)	1.80 (1.570)	97.47 (2.052)	1.06 (1.723)	0.75 (0.823)	98.19 (1.660)
7MA	0.68 (0.924)	0.80 (1.064)	98.52 (1.267)	0.40 (0.362)	0.43 (0.648)	99.17 (0.580)

¹⁾The number in parentheses represents a standard error

²⁾Daily observations (n = 2,231); 3MA: 3-day moving average (n = 2,092), 5MA: 5-day moving average (n = 1,947), 7MA: 7-day moving average (n = 1,811)

³⁾Parameters for support vector machine: gamma = 1 and cost = 1 (Daily observations); gamma = 1 and cost = 5 (3MA); gamma = 1 and cost = 15 (5MA and 7MA)

SVR과 MLR 모델에서 모두 이동 평균의 간격이 넓어 질수록 예측 성능이 향상되었으며, 이러한 향상의 폭은

MLR 모델보다 SVR 모델에서 더 두드러졌다(Table 6). 구체적으로 3일 이동 평균 데이터 세트에 대해 MLR 모델의 R^2 는 0.27에서 0.37로 약 42% 증가했지만, SVR 모델은 0.36에서 0.71로 약 100% 증가한 것으로 나타났다. 7일 이동 평균 데이터 세트에서 SVR 모델은 R^2 가 0.92, RMSEP가 1.91 kg/d, CCC가 0.96으로 매우 높은 정밀도와 정확도를 나타냈다. MLR과 SVR 모델 모두 10겹 교차 검증 과정 중 일부 fold에서 통계적으로 유의한 평균 및 기울기 편향을 보였으나, 이는 RMSEP에 매우 작은 비율(<3%)로만 기여한 것으로 분석되었다(Table 7).

산점도는 MLR 모델이 50kg/일 이상의 PMR 섭취량을 예측하는데 한계가 있음을 보여주었다(Fig. 1). 이는 이동 평균을 적용한 데이터 세트에 대해서도 동일하게 관찰되었다(Fig. 2). 반면 SVR 모델은 50kg/일 이상의 섭취량을 예측할 수 있다는 점에서 MLR 모델과 차이를 보였다(Fig. 1,2).

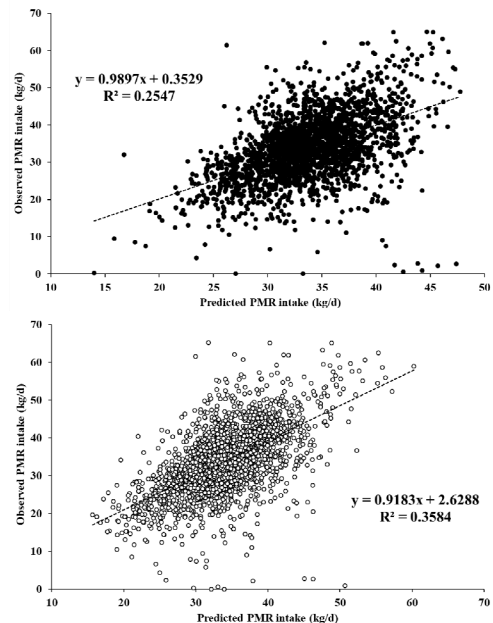


Fig. 1. Plots of the observed partial mixed ration (PMR) intake versus model-predicted PMR intake of the multiple linear regression model (filled circle; ●) and the support vector regression model (empty circle; ○) according to the raw dataset (n = 2,231).

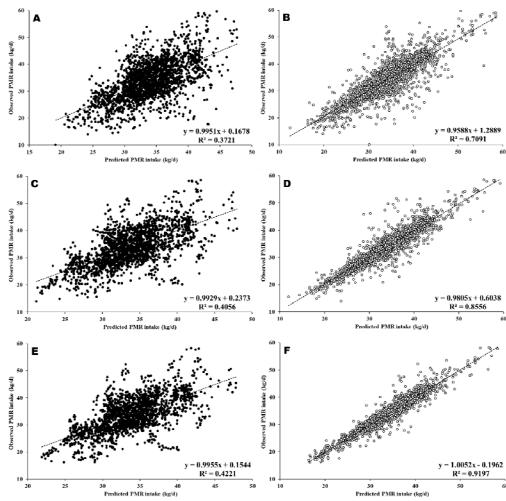


Fig. 2. Plots of the observed partial mixed ration (PMR) intake versus model-predicted PMR intake of the multiple linear regression model (filled circle; ●) and the support vector regression model (empty circle; ○) according to the different moving average datasets (A and B: 3-day moving average, C and D: 5-day moving average, E and F: 7-day moving average).

4. 고찰

사료 섭취량은 젖소의 생산성과 건강을 나타내는 중요한 지표이지만, 이 데이터를 직접 수집하는 것은 노동 집약적이며 비용이 많이 든다[1-3]. 이에 따라 사료 섭취량 예측 모델의 개발이 지속적으로 이루어져 왔으나, 기존 선형 회귀 모델은 그 한계로 인해 만족할 만한 예측 정확도에 미치지 못했다[13,14]. 따라서, 본 연구에서는 센서 기술로부터 확보된 고품질 데이터와 기계 학습 기법 중 하나인 SVR 알고리즘을 활용하여 PMR 섭취량 예측하는 모델을 개발하고자 하였다.

본 연구에서 개발된 PMR 섭취량 예측 모델은 유량, 농후사료 섭취량, 대사 체중, 반추 시간, 착유 일수를 변수로 사용할 때 가장 우수한 성능을 보였다. 유량과 대사 체중은 과거 연구에서도 착유우의 사료 섭취량을 예측하는 주요 변수로 활용 되어왔다[7-9,11,44,45]. 이는 두 변수가 사료 섭취량과 양의 선형 관계를 가지기 때문이다[3,6,46,47]. 본 연구에서 체중이 아닌 대사 체중이 모델에 포함되었을 때 약간 더 높은 예측 성능을 보였는데, 이는 사료 섭취량이 에너지 요구량에 의해 결정된다는

이전 연구 결과를 바탕으로 한다[48]. 에너지 요구량은 유지 요구량과 유생산 요구량으로 나눌 수 있으며, 유지 요구량은 활성 조직(active tissue)의 양이나 대사 질량(metabolic mass)을 나타내는 대사 체중에 비례한다고 알려져 있다[49]. 이를 통해 대사 체중이 체중보다 신뢰성 있는 변수로 작용할 가능성이 높음을 알 수 있다. 착유 일수 또한 이전 연구에서 섭취량 예측 모델의 변수로 사용되었다[5,10,44]. 이는 착유 일수가 유량, 대사 체중과 마찬가지로 사료 섭취량과 밀접한 연관이 있기 때문이다[50-54]. 하지만 착유 일수는 유량이나 대사 체중과 달리 사료 섭취량과 비선형 관계를 가지며, 일반적으로 비유 초기에는 감소하고 이후에는 증가하는 경향을 보인다[5]. 이에 따라 기존 모델들은 비유 시기에 따른 섭취량 변화를 조정하기 위해 별도의 방정식을 개발 및 적용한 바 있다[5,9,10,16]. 본 연구에서 사용된 SVR 알고리즘은 비선형 모델링이 가능하며, 착유 일수를 직접 예측 변수로 활용할 수 있었다. 한편, 지방 보정 유량은 일반적으로 유생산에 필요한 에너지 요구량에 비례하는 것으로 알려져 있으며[55], 이전 연구에서는 유량 대신 모델에 자주 포함되었다[6,8,9,11,44,46]. 그러나 본 연구에서는 지방 보정 유량이 모델에 포함되었을 때보다 유량이 포함되었을 때 더 나은 성능을 나타내었다. 일부 연구에서도 지방 보정 유량 대신 유량을 섭취량 예측 모델에 이용한 바 있다[56-58].

앞서 언급한 변수들과 함께, 본 연구에서는 모델의 최종 입력 변수로 반추 시간이 포함되었다. 반추 시간은 3축 가속도계를 탑재한 웨어러블 센서(주로 목걸이형 및 이표형 센서)에서 생성된 데이터이다[35]. 지난 40년간 전 세계적으로 젖소의 쉬운 발정 탐지를 위해 웨어러블 센서가 널리 도입되면서 반추 시간 데이터를 비교적 쉽게 얻을 수 있게 되었다[59]. 이에 따라 다양한 모델링 연구에서 반추 시간을 입력 변수로 검토하기 시작했으나, 이전 연구에서 사료 섭취량과의 낮은 상관관계가 보고되었고[60-62], 사료 섭취량 예측 모델에 포함되었을 때 예측 성능에 기여하지 않는 것으로 보고된 바 있다[15]. 이러한 이유로 반추 시간 데이터는 최근까지 사료 섭취량을 예측하는 주요 변수로 간주 되지 않았다. 그럼에도 불구하고, 반추 시간은 여전히 젖소의 건강을 예측하는 모델에서 입력 변수로 활용되고 있으며[63-67], 젖소의 건강이 섭취량과 밀접한 관련이 있음을 고려할 때, 여전히 섭취량의 유망한 예측 변수로서의 잠재력을 지닌다고 할 수 있다. 최근 연구에서는 웨어러블 센서에서 생성된 활동량, 반추 시간, 눕기 시간 데이터를 유량, 체중

등의 기존 변수들과 결합하였을 때, 모델의 정밀도와 정확도가 증가했다고 보고하였다[68]. 이 연구는 본 연구와 동일한 예측 변수를 사용하지는 않았지만, 센서 데이터를 활용함으로써 모델의 예측력이 향상되었다는 점에서 본 연구의 결과와 일치한다.

본 연구에서는 MLR 알고리즘에 비해 SVR 알고리즘을 활용하였을 때 PMR 섭취량 예측 모델의 예측 성능이 더 높은 것으로 나타났다. 이러한 결과는 SVR 알고리즘이 젖소의 사료 섭취량에 영향을 미치는 요인들의 복잡성과 비선형성을 더 잘 고려할 수 있는 능력을 갖추고 있기 때문으로 볼 수 있다. 기존 섭취량 예측 모델은 주로 선형 회귀 방법을 채택해 왔음에도 불구하고[5-12], 변수 간 비선형적 관계의 존재는 선형 회귀 기반 모델의 예측력을 저하하는 주요 요인으로 작용하였다. 사료 섭취량과 농후사료 섭취량, 착유 일수, 웨어러블 센서 데이터 간의 비선형적 관계는 이전 연구들에서 이미 보고된 바 있다[5,12,15,17,69]. SVR 알고리즘은 비선형 회귀 분석을 가능하게 하며, 훈련 데이터 세트의 구조적 특성을 포착하는 방식을 통해 작은 데이터 세트에서도 최적화된 해를 도출할 수 있다는 장점이 있다[70]. 또한, SVR은 신경망(neural network)에서 사용하는 경험적 위험도 최소화(empirical risk minimization) 대신, 구조적 위험도 최소화 원리를 적용함으로써 더 높은 일반화 능력을 제공한다[71]. SVR의 핵심 원리는 커널 함수(kernel function)와 비선형 매핑(mapping) 기술을 사용하여 입력 공간(input space)을 고차원 특성 공간(feature space)으로 변환하고, 이 고차원 공간에서 선형 회귀를 수행하는 것이다[27]. 이러한 접근 방식은 낙농 분야에 비교적 최근에 도입되었음에도 불구하고, MLR 및 다른 기계 학습 알고리즘에 비해 좋은 성능을 보인 바 있다. 이전 연구에서 사료의 화학적 조성을 이용하여 젖소의 유량을 예측하기 위한 모델 개발에 SVR 알고리즘을 이용하였는데, SVR 모델이 MLR 및 신경망 모델보다 RMSEP는 더 적고, R^2 은 더 높았다[26]. 또 다른 연구에서는 젖소의 수, 유량, 착유기 세척 시간 등의 27개 변수와 SVR 알고리즘을 이용하여 낙농장의 전기 및 물 소비를 예측했는데, MLR, 의사결정 트리(decision tree), 랜덤 포레스트(random forest), 인공 신경망(artificial neural network)으로 개발된 모델에 비해 가장 좋은 예측 성능을 보여주었다[30,72]. 이러한 연구 결과들은 SVR이 회귀 문제에서 좋은 예측력을 보인다는 우리의 결과와 일치한다. 따라서, SVR은 데이터의 수가 비교적 적고, 데이터 간의 복잡성이 높은 낙농

분야에서 회귀 예측 문제를 해결하기 위한 중요한 알고리즘으로 활용될 수 있을 것으로 보인다.

이전 연구에서 SVR 알고리즘을 이용한 사료 섭취량 예측 모델이 발표된 바 있다. 이 연구에서는 총 80마리의 소를 대상으로 사료 자동 급이 장치로부터 기록된 섭취 행동 데이터, 체중, 연령 등의 데이터를 이용하여 육우의 일일 사료 섭취량을 예측했다[13]. 해당 연구에서 SVR 모델의 평균 R^2 은 0.22, RMSEP는 1.95 kg/일로, 우리 모델의 R^2 에 비해 0.14만큼 낮았으나, RMSEP는 5.25 kg/일 낮았다. 이 차이는 해당 연구에서 개발된 모델이 젖소에 비해 단순한 생리학적 메커니즘을 가지고 있는 거세우의 섭취량을 대상으로 하였기 때문에 더 낮은 RMSEP를 보였을 가능성이 있다. 그러나 해당 모델은 사료 자동 급이 장치로부터 생성되는 섭취 행동을 예측 변수로 포함하기 때문에 이미 사료 섭취량을 측정할 수 있는 기능이 있는 장치로부터 생성된 데이터를 활용한다는 한계가 있다. 반면, 우리의 연구에서 개발된 SVR 모델은 거세우에 비해 더 복잡한 섭취 메커니즘을 가지는 착유우의 사료 섭취량을 수집 난이도가 낮은 예측 변수를 이용하여 더 나은 정밀도(R^2)로 예측할 수 있었다.

한편, 본 연구에서는 데이터 세트에서 이동 평균의 간격이 증가할수록 섭취량 예측 모델의 예측력이 향상되는 것으로 나타났다. 일반적으로, 이동 평균은 추세를 식별하고 시계열 데이터의 이상값을 제거하기 위한 통계적 도구로 사용된다. 낙농 분야에서는 일일 변동 폭이 큰 사료 섭취량, 유량, 체중 등의 데이터 분석에 이 방법이 사용되어 왔으며[73-77], 최근에는 웨어러블 센서 데이터 분석에도 활용되고 있다. 예를 들어, 국제가축기록위원회(International Committee for Animal Recording, ICAR)는 젖소의 일일 유량을 계산하기 위해 3일 이상의 이동 평균을 사용한다. 사료 섭취량, 유량, 체중 등의 낙농 데이터는 일일 변동 외에도 지연 반응(lag response)의 특성을 가지므로[78], 이동 평균을 적용한 데이터 분석이 더 합리적일 수 있다. 이전 연구에서도 주간 평균 데이터를 이용하여 사료 섭취량 예측 모델을 발표한 바 있으나[5,9,15], 본 연구에서 7일 이동 평균 데이터 세트를 이용하여 개발된 모델은 이 연구들에서 보고한 정확도 및 정밀도에 비해 더 좋은 예측 성능을 보여주었다($R^2 = 0.92$, RMSEP = 1.91 kg/일, CCC = 0.96). 이 결과는 SVR 모델이 일일 섭취량뿐만 아니라 특정 기간의 섭취량 예측에도 효과적임을 시사한다.

5. 결론

결론적으로, 본 연구를 통해 SVR 알고리즘과 센서 데이터를 활용하여 개발된 모델은 착유우의 PMR 섭취량을 성공적으로 예측할 수 있었다. 우리가 아는 한, 본 연구는 개체별 일일 반추 시간 데이터와 SVR 알고리즘을 이용하여 착유우의 PMR 섭취량을 예측한 국내 최초의 연구이다. 그간 국내에서 사용된 섭취량 예측 모델[11]은 미국낙농학회지(Journal of Dairy Science) 등의 학술지에 게재된 데이터를 바탕으로 개발되었지만, 본 연구에서 개발된 모델은 국내에서 수집된 데이터를 이용하여 개발 및 평가되었다는 점에서 의의가 있다. 또한, 기존에 사용되어 오던 회귀 기반의 모델에 비해 좋은 성능을 보여 추후 착유우의 섭취량 예측 모델로 유용하게 활용될 수 있을 것으로 사료된다. 그러나 본 연구는 단일 연구 농장에서 수집된 데이터에 기반한 것으로, 모델의 보편적 적용성을 평가하기 위해서는 다른 농장과 더 많은 동물 데이터를 수집하여 분석하는 것이 필요하다.

References

- [1] R. R. Grummer, D. G. Mashek, and A. Hayirli, "Dry matter intake and energy balance in the transition period", *Veterinary Clinics: Food Animal Practice*, Vol.20, No.3, pp.447-470, Nov. 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cvfa.2004.06.013>
- [2] W. Jentsch, M. Schweigel, F. Weissbach, H. Scholze, W. Pitroff, et al., "Methane production in cattle calculated by the nutrient composition of the diet", *Archives of Animal Nutrition*, Vol.61, No.1, pp.10-19, Feb. 2007.
DOI: <https://doi.org/10.1080/17450390601106580>
- [3] R. F. Veerkamp, "Selection for economic efficiency of dairy cattle using information on live weight and feed intake: a review", *Journal of Dairy Science*, Vol.81, No.4, pp.1109-1119, Apr. 1998.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(98\)75673-5](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(98)75673-5)
- [4] N. Bareille, F. Beaudeau, S. Billon, A. Robert, and P. Faverdin, "Effects of health disorders on feed intake and milk production in dairy cows", *Livestock Production Science*, Vol.83, No.1, pp.53-62, Sep. 2003.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0301-6226\(03\)00040-X](https://doi.org/10.1016/S0301-6226(03)00040-X)
- [5] R. A. de Souza, R. J. Tempelman, M. S. Allen, and M. J. VandeHaar, "Updating predictions of dry matter intake of lactating dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.102, No.9, pp.7948-7960, Sep. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2018-16176>
- [6] D. G. Fox, L. O. Tedeschi, T. P. Tylutki, J. B. Russell, M. E. Van Amburgh, et al., "The Cornell Net Carbohydrate and Protein System model for evaluating herd nutrition and nutrient excretion", *Animal Feed Science and Technology*, Vol.112, No.1-4, pp.29-78, Feb. 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2003.10.006>
- [7] J. Fuentes-Pila, M. Ibanez, J. De Miguel, and D. Beede, "Predicting average feed intake of lactating Holstein cows fed totally mixed rations", *Journal of Dairy Science*, Vol.86, No.1, pp.309-323, Jan. 2003.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(03\)73608-X](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(03)73608-X)
- [8] National Agriculture and Food Research Organization (NARO), Japanese feeding standard for dairy cattle, Japan Livestock Industry Association, Tokyo, Japan, 2006. (in Japanese)
- [9] National Research Council (NRC), Nutrient requirements of dairy cattle. 8th rev. ed., National Academy Press, Washington, D.C., USA, 2001.
- [10] E. B. Rayburn and D. G. Fox, "Variation in neutral detergent fiber intake of Holstein cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.76, No.2, pp.544-554, Feb. 1993.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(93\)77374-9](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(93)77374-9)
- [11] Rural Development Administration (RDA), Korean feeding standards for dairy cattle, National Institute of Animal Science, Suwon, Korea, 2012. (in Korean)
- [12] D. K. Roseler, D. G. Fox, L. E. Chase, A. N. Pell, and W. C. Stone, "Development and evaluation of equations for prediction of feed intake for lactating Holstein dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.80, No.5, pp.878-893, May. 1997.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(97\)76010-7](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(97)76010-7)
- [13] C. Davison, J. M. Bowen, C. Michie, J. A. Rooke, N. Jonsson, et al., "Predicting feed intake using modelling based on feeding behaviour in finishing beef steers", *Animal*, Vol.15, No.7, pp.100231, Jul. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.animal.2021.100231>
- [14] W. Shen, G. Li, X. Wei, Q. Fu, Y. Zhang, et al., "Assessment of dairy cow feed intake based on BP neural network with polynomial decay learning rate", *Information Processing in Agriculture*, Vol.9, No.2, pp.266-275, Jun. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2021.04.008>
- [15] P. Clément, R. Guatteo, L. Delaby, B. Rouillé, A. Chanvallon, et al., "Short communication: added value of rumination time for the prediction of dry matter intake in lactating dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.97, No.10, pp.6531-6535, Oct. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2013-7860>
- [16] D. K. Roseler, D. G. Fox, A. N. Pell, and L. E. Chase, "Evaluation of alternative equations for prediction of intake for Holstein dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.80, No.5, pp.864-877, May. 1997.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(97\)76009-0](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(97)76009-0)
- [17] R. L. G. Zom, G. André, and A. M. van Vuuren, "Development of a model for the prediction of feed intake by dairy cows: 1. prediction of feed intake",

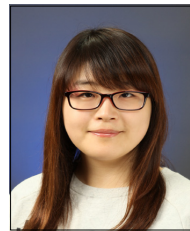
- Livestock Science*, Vol.143, No.1, pp.43-57, Jan. 2012.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2011.08.014>
- [18] N. Slob, C. Catal, and A. Kassahun, "Application of machine learning to improve dairy farm management: A systematic literature review", *Preventive Veterinary Medicine*, Vol.187, 105237, Feb. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2020.105237>
- [19] M. R. Borchers, Y. M. Chang, K. L. Proudfoot, B. A. Wadsworth, A. E. Stone, et al., "Machine-learning-based calving prediction from activity, lying, and ruminating behaviors in dairy cattle", *Journal of Dairy Science*, Vol.100, No.7, pp.5664-5674, Jul. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2016-11526>
- [20] N. Mammadova and İ. Keskin, "Application of the support vector machine to predict subclinical mastitis in dairy cattle", *The Scientific World Journal*, Vol.2013, pp.1-9, Dec. 2013.
DOI: <https://doi.org/10.1155/2013/603897>
- [21] M. E. Pastell and M. Kujala, "A probabilistic neural network model for lameness detection", *Journal of Dairy Science*, Vol.90, No.5, pp.2283-2292, May. 2007.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2006-267>
- [22] Z. Sun, S. Samarasinghe, and J. Jago, "Detection of mastitis and its stage of progression by automatic milking systems using artificial neural networks", *Journal of Dairy Research*, Vol.77, No.2, pp.168-175, Dec. 2010.
DOI: <https://doi.org/10.1017/S0022029909990550>
- [23] S. Viazzi, C. Bahr, T. Van Hertem, A. Schlageter-Tello, C. E. B. Romanini, et al., "Comparison of a three-dimensional and two-dimensional camera system for automated measurement of back posture in dairy cows", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.100, pp.139-147, Jan. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.11.005>
- [24] G. M. Dallago, D. M. d. Figueiredo, P. C. d. R. Andrade, R. A. d. Santos, R. Lacroix, et al., "Predicting first test day milk yield of dairy heifers", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.166, pp.105032, Nov. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105032>
- [25] M. D. Murphy, M. J. O'Mahony, L. Shalloo, P. French, and J. Upton, "Comparison of modelling techniques for milk-production forecasting", *Journal of Dairy Science*, Vol.97, No.6, pp.3352-3363, Jun. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2013-7451>
- [26] Q. T. Nguyen, R. Fouchereau, E. Frénod, C. Gerard, and V. Sincholle, "Comparison of forecast models of production of dairy cows combining animal and diet parameters", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.170, pp.105258, Mar. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105258>
- [27] V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, Springer Science & Business Media. Springer New York, NY, USA, 1999.
DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-2440-0>
- [28] L. J. Cao and F. E. H. Tay, "Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.14, No.6, pp.1506-1518, Nov. 2003.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TNN.2003.820556>
- [29] Y. Weiwu and S. Huihe, "Application of support vector machine nonlinear classifier to fault diagnoses", *Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Shanghai, China, pp.2697-2700, June 2002.
- [30] P. Shine, M. D. Murphy, J. Upton, and T. Scully, "Machine-learning algorithms for predicting on-farm direct water and electricity consumption on pasture based dairy farms", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.150, pp.74-87, Jul. 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.03.023>
- [31] M. Brandt, A. Haeussermann, and E. Hartung, "Invited review: technical solutions for analysis of milk constituents and abnormal milk", *Journal of Dairy Science*, Vol.93, No.2, pp.427-436, Feb. 2010.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2009-2565>
- [32] D. B. Jensen, H. Hogeveen, and A. De Vries, "Bayesian integration of sensor information and a multivariate dynamic linear model for prediction of dairy cow mastitis", *Journal of Dairy Science*, Vol.99, No.9, pp.7344-7361, Sep. 2016.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2015-10060>
- [33] L. Calamari, N. Soriani, G. Panella, F. Petrer, A. Minuti, et al., "Rumination time around calving: an early signal to detect cows at greater risk of disease", *Journal of Dairy Science*, Vol.97, No.6, pp.3635-3647, Jun. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2013-7709>
- [34] N. Soriani, E. Trevisi, and L. Calamari, "Relationships between rumination time, metabolic conditions, and health status in dairy cows during the transition period", *Journal of Animal Science*, Vol.90, No.12, pp.4544-4554, Dec. 2012.
DOI: <https://doi.org/10.2527/jas.2011-5064>
- [35] M. Lee and S. Seo, "Wearable wireless biosensor technology for monitoring cattle: a review", *Animals*, Vol.11, No.10, pp.2779, Sep. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3390/ani11102779>
- [36] M. Hovinen and S. Pyörälä, "Invited review: udder health of dairy cows in automatic milking", *Journal of Dairy Science*, Vol.94, No.2, pp.547-562, Feb. 2011.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2010-3556>
- [37] J. A. Jacobs and J. M. Stegford, "Invited review: The impact of automatic milking systems on dairy cow management, behavior, health, and welfare", *Journal of Dairy Science*, Vol.95, No.5, pp.2227-2247, May. 2012.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2011-4943>
- [38] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition", *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.2, No.2, pp.121-167, Jun. 1998.

- DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1009715923555>
- [39] W. Y. Duan, Y. Han, L. M. Huang, B. B. Zhao, and M. H. Wang, "A hybrid EMD-SVR model for the short-term prediction of significant wave height", *Ocean Engineering*, Vol.124, pp.54-73, Sep. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2016.05.049>
- [40] G. James, D. Witten, T. Hastie, and R. Tibshirani, An introduction to statistical learning with applications in R, Springer New York, NY, USA, 2017.
- [41] L. O. Tedeschi, "Assessment of the adequacy of mathematical models", *Agricultural Systems*, Vol.89, No.2, pp.225-247, Sep. 2006. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2005.11.004>
- [42] I. K. L. Lin, "A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility", *Biometrics*, Vol.45, No.1, pp.255-268, Mar. 1989. DOI: <https://doi.org/10.2307/2532051>
- [43] D. E. Hinkle, W. Wiersma, and S. G. Jurs, Applied statistics for the behavioral sciences, 5th ed., Houghton Mifflin, Boston, MA, USA, 2003.
- [44] C. A. Brown, P. T. Chandler, and J. B. Holter, "Development of predictive equations for milk yield and dry matter intake in lactating cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.60, No.11, pp.1739-1754, Nov. 1977. DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(77\)84098-8](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(77)84098-8)
- [45] A. F. Kertz, L. F. Reutzel, and G. M. Thomson, "Dry matter intake from parturition to midlactation", *Journal of Dairy Science*, Vol.74, No.7, pp.2290-2295, Jul. 1991. DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(91\)78401-4](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(91)78401-4)
- [46] R. R. Carter and W. L. Grovum, "Factors affecting the voluntary intake of food by sheep: 5. the inhibitory effect of hypertonicity in the rumen", *British Journal of Nutrition*, Vol.64, No.1, pp.285-299, Mar. 1990. DOI: <https://doi.org/10.1079/BJN19900029>
- [47] D. R. Mertens. "Factors influencing feed intake in lactating cows: from theory to application using neutral detergent fiber", *Proceedings of the 46th Georgia Nutrition Conference*, University of Georgia, Athens, USA, pp.1-18, February 1985.
- [48] P. J. Van Soest, Nutritional ecology of the ruminant, 2nd ed., Cornell University Press, Ithaca, NY, USA, 1994.
- [49] C. L. Ferrell and T. G. Jenkins, "Cow type and the nutritional environment: nutritional aspects", *Journal of Animal Science*, Vol.61, No.3, pp.725-741, Sep. 1985. DOI: <https://doi.org/10.2527/jas1985.613725x>
- [50] M. S. Allen, "Drives and limits to feed intake in ruminants", *Animal Production Science*, Vol.54, No.10, pp.1513-1524, Aug. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1071/AN14478>
- [51] P. S. Chan, J. W. West, and J. K. Bernard, "Effect of prepartum dietary calcium on intake and serum and urinary mineral concentrations of cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.89, No.2, pp.704-713, Feb. 2006. DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(06\)72133-6](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(06)72133-6)
- [52] H. M. Dann, G. A. Varga, and D. E. Putnam, "Improving energy supply to late gestation and early postpartum dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.82, No.8, pp.1765-1778, Aug. 1999. DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(99\)75407-X](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(99)75407-X)
- [53] J. K. Drackley, "Biology of dairy cows during the transition period: the final frontier?", *Journal of Dairy Science*, Vol.82, No.11, pp.2259-2273, Nov. 1999. DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(99\)75474-3](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(99)75474-3)
- [54] N. A. Janovick, Y. R. Boisclair, and J. K. Drackley, "Prepartum dietary energy intake affects metabolism and health during the periparturient period in primiparous and multiparous Holstein cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.94, No.3, pp.1385-1400, Mar. 2011. DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2010-3303>
- [55] W. L. Gaines, The energy basis of measuring milk yield in dairy cows, Illinois Agricultural Experiment Station. Bulletin No. 308, University of Illinois, Urbana, IL, USA, 1928.
- [56] M. K. Curran, R. H. Wimble, and W. Holmes, "Prediction of the voluntary intake of food by dairy cows: 1. stall-fed cows in late pregnancy and early lactation", *Animal Science*, Vol.12, No.2, pp.195-212, Sep. 1970. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0003356100038770>
- [57] M. Lewis. "Equations for predicting silage intake by beef and dairy cattle", *Proceedings of the 6th Silage Conference*, Edinburg, UK, pp.35-36, 1981.
- [58] J. Vadiveloo and W. Holmes, "The prediction of the voluntary feed intake of dairy cows", *The Journal of Agricultural Science*, Vol.93, No.3, pp.553-562, Mar. 1979. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0021859600038958>
- [59] C. J. Rutten, A. G. J. Velthuis, W. Steeneveld, and H. Hogeveen, "Invited review: sensors to support health management on dairy farms", *Journal of Dairy Science*, Vol.96, No.4, pp.1928-1952, Apr. 2013. DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2012-6107>
- [60] R. De Mol, R. Goselink, J. van Riel, H. Knijn, and A. Van Knegsel, "The relation between eating time and feed intake of dairy cows", *Proceedings of the 2016 Precision Dairy Farming Conference*, Wageningen, the Netherlands, pp.387-392. November 2016.
- [61] C. Pahl, E. Hartung, A. Grothmann, K. Mahlkow-Nerge, and A. Haeussermann, "Suitability of feeding and chewing time for estimation of feed intake in dairy cows", *Animal*, Vol.10, No.9, pp.1507-1512, Sep. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1751731115001366>
- [62] K. Schirmann, N. Chapinal, D. M. Weary, W. Heuwieser, and M. A. G. von Keyserlingk, "Rumination and its relationship to feeding and lying behavior in Holstein dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.95, No.6, pp.3212-3217, Jun. 2012. DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2011-4741>

- [63] R. Cocco, M. E. A. Canozzi, and V. Fischer, "Rumination time as an early predictor of metritis and subclinical ketosis in dairy cows at the beginning of lactation: Systematic review-meta-analysis", *Preventive Veterinary Medicine*, Vol.189, pp.105309, Apr. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2021.105309>
- [64] K. K. Fogsgaard, C. M. Røntved, P. Sørensen, and M. S. Herskin, "Sickness behavior in dairy cows during *Escherichia coli* mastitis", *Journal of Dairy Science*, Vol.95, No.2, pp.630-638, Feb. 2012.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2011-4350>
- [65] S. Paudyal, F. P. Maunsell, J. T. Richeson, C. A. Risco, D. A. Donovan, et al., "Rumination time and monitoring of health disorders during early lactation", *Animal*, Vol.12, No.7, pp.1484-1492, Jul. 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1017/S1751731117002932>
- [66] N. Soriani, G. Panella, and L. Calamari, "Rumination time during the summer season and its relationships with metabolic conditions and milk production", *Journal of Dairy Science*, Vol.96, No.8, pp.5082-5094, Aug. 2013.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2013-6620>
- [67] T. Van Hertem, E. Maltz, A. Antler, C. E. B. Romanini, S. Viazzi, et al., "Lameness detection based on multivariate continuous sensing of milk yield, rumination, and neck activity", *Journal of Dairy Science*, Vol.96, No.7, Jul. pp.4286-4298, 2013.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2012-6188>
- [68] M. J. Martin, K. A. Weigel, and H. M. White, "Assessment of the relationship between postpartum health and mid-lactation performance, behavior, and feed efficiency in Holstein dairy cows", *Animals*, Vol.11, No.5, pp.1385, May. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3390/ani11051385>
- [69] P. Faverdin, J. P. Dulphy, J. B. Coulon, R. Vérité, J. P. Garel, et al., "Substitution of roughage by concentrates for dairy cows", *Livestock Production Science*, Vol.27, No.2, pp.137-156, Feb. 1991.
DOI: [https://doi.org/10.1016/0301-6226\(91\)90092-5](https://doi.org/10.1016/0301-6226(91)90092-5)
- [70] M. C. Lee, "Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol.36, No.8, pp.10896-10904, Oct. 2009.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.038>
- [71] D. Wu, H. Yang, X. Chen, Y. He, and X. Li, "Application of image texture for the sorting of tea categories using multi-spectral imaging technique and support vector machine", *Journal of Food Engineering*, Vol.88, No.4, pp.474-483, Oct. 2008.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2008.03.005>
- [72] P. Shine, T. Scully, J. Upton, and M. D. Murphy, "Multiple linear regression modelling of on-farm direct water and electricity consumption on pasture based dairy farms", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.148, 337-346, May. 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.020>
- [73] J. Van Bebber, N. Reinsch, W. Junge, and E. Kalm, "Monitoring daily milk yields with a recursive test day repeatability model (Kalman filter)", *Journal of Dairy Science*, Vol.82, No.11, pp.2421-2429, Nov. 1999.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(99\)75493-7](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(99)75493-7)
- [74] I. Halachmi, Y. Edan, U. Moallem, and E. Maltz, "Predicting feed intake of the individual dairy cow", *Journal of Dairy Science*, Vol.87, No.7, pp.2254-2267, Jul. 2004.
DOI: [https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302\(04\)70046-6](https://doi.org/10.3168/jds.S0022-0302(04)70046-6)
- [75] L. R. Nielsen, A. R. Pedersen, M. S. Herskin, and L. Munksgaard, "Quantifying walking and standing behaviour of dairy cows using a moving average based on output from an accelerometer", *Applied Animal Behaviour Science*, Vol.127, No.1, pp.12-19, Oct. 2010.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2010.08.004>
- [76] M. King, K. Dancy, S. LeBlanc, E. Pajor, and T. DeVries, "Deviations in behavior and productivity data before diagnosis of health disorders in cows milked with an automated system", *Journal of Dairy Science*, Vol.100, No.10, pp.8358-8371, Oct. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2017-12723>
- [77] B. Li, B. Berglund, W. F. Fikse, J. Lassen, M. H. Lidauer, et al., "Neglect of lactation stage leads to naive assessment of residual feed intake in dairy cattle", *Journal of Dairy Science*, Vol.100, No.11, pp.9076-9084, Nov. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2017-12775>
- [78] G. Li, J. Chen, D. Peng, and X. Gu, "Short communication: the lag response of daily milk yield to heat stress in dairy cows", *Journal of Dairy Science*, Vol.104, No.1, pp.981-988, Jan. 2021.
DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2020-18183>

이 민 경(Mingyung Lee)

[정회원]



- 2014년 8월 : 충남대학교 동물바 이오시스템과학과 (농학사)
- 2016년 8월 : 충남대학교 낙농학과 (농학석사)
- 2022년 2월 : 충남대학교 낙농학과 (농학박사)

• 2022년 3월 ~ 2023년 4월 : 충남대학교 농업과학연구소 박사후 연구원

• 2023년 5월 ~ 현재 : 미국 텍사스 A&M 대학교 AgriLife 연구소 박사후 연구원

<관심분야>

정밀축산기술, 빅데이터, 스마트팜

박 성 민(Seong-Min Park)

[정회원]



- 2012년 3월 : 전남대학교 동물자원학과 (농학사)
- 2016년 8월 : 충남대학교 낙농학과 (농학석사)
- 2022년 2월 : 충남대학교 낙농학과 (농학박사수료)
- 2011년 10월 ~ 현재 : 국립축산과학원 농업연구사

<관심분야>

반추동물영양, 스마트팜

서 성 원(Seongwon Seo)

[정회원]



- 2000년 2월 : 서울대학교 동물자원학과 (농학사)
- 2002년 2월 : 서울대학교 농생명공학부 (농학석사)
- 2006년 8월 : 미국 코넬대학교 축산학과 (이학박사)

- 2006년 9월 ~ 2008년 8월 : 미국 일리노이대학교 유전체 생물학 연구소 박사후 연구원
- 2008년 9월 ~ 현재 : 충남대학교 동물자원과학부 교수

<관심분야>

정밀사양, 반추동물영양, 스마트팜