

한우 발정기 발성음의 특징 벡터 생성

이종욱*, 정용화**, 김석***, 장홍희****, 박대희**

*고려대학교 전산학과, **고려대학교 컴퓨터정보학과,

경상대학교 수의과대학, *경상대학교 축산학과

e-mail:{eastwest9, ychungy}@korea.ac.kr, {kimsuk, hhchang}@gnu.ac.kr,

dhpark@korea.ac.kr

Feature Vector Generation of Korean Cow Oestrus Vocalization

Jonguk Lee*, Yongwha Chung**, Suk Kim***,

Hong-Hee Chang****, Daihee Park*

*Dept of Computer Science, Korea University

**Dept of Computer and Information Science, Korea University

***College of Veterinary Medicine, Gyeongsang National University

****Dept of Animal Science, Gyeongsang National University

요 약

축산농가의 경제성과 직결되는 암소 발정기의 조기 탐지는 IT 농·축산 학계에서도 매우 중요한 문제 중 하나이며 반듯이 해결해야만 하는 문제로 알려져 있다. 이를 해결하기 위한 다양한 연구 방법들 중, 본 논문에서는 소리 센서 환경에서의 암소의 발정기 탐지 시스템에 관한 연구를 대상으로 한다. 특히, 발정기 발성음의 특징 벡터 생성에 초점을 맞춘다. 특징은 크게 분별력과 차원이라는 두 가지 기준에 대해 우수해야 한다. 즉, 좋은 특징이란 서로 다른 부류를 잘 분별해 주어야 할 뿐만 아니라, 특징 벡터의 차원이 낮을수록 계산 효율이 좋고 차원의 저주에서 멀어 진다. 본 논문에서는 통계학에 기초한 체계적인 특징 벡터 생성에 관한 알고리즘을 제안하고, 실제 축사에서 녹취한 한우 발정기 발성음을 대상으로 낮은 차원의 특징 벡터 생성 과정을 보인다. 또한 이상상황 탐지기로 잘 알려진 단일 클래스 SVM의 대표 모델인 SVDD를 탐지기로 설정하여 생성된 특징 벡터의 분별력을 실험적으로 검증한다.

1. 서론

암소 발정기의 조기 탐지 및 이에 따른 적기 수정의 실패는 한우 개체 수 및 우유 생산량의 감소로 이어진다. 따라서 암소 발정기의 조기 탐지는 축산농가의 경제성과 직결되는 매우 중요한 문제이며 꼭 해결해야만 하는 선결과제이다.

발정기를 탐지하는 방법은 사람이 직접 개입하는 전통적인 방법들(눈으로 감지, 발색제, 크레용을 사용하는 방법 등) 외에 최근 IT 농·축산 분야(Computers and Electronics in Agriculture)에서도 암소의 발정기 조기 탐지 문제를 해결하기 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다 [1-6]. 이는 호르몬 변화로 인해 발정기에 동반되는 암소들의 특이 행동들을 이용하는 것으로, CCTV등(찍짓기(승가)하려는 행동특성)을 이용한 영상처리 및 비전 기술, 가속도 센서(분주히 움직이는 행동 특성)를 이용하는 기술, 소리 센서(특이한 발성음)를 이용하는 방법 등으로 구분될 수 있다. 이러한 연구들 중 본 논문에서는 소리 센서를 이용하는 연구를 대상으로 한다. 특히, 발정기 발성음의 특

징 벡터 생성에 초점을 맞춘다.

본 연구와 관련된 흥미로운 선행 연구로써, Jahns [5]는 MFCC(Mel Frequency Cepstrum Coefficient)와 HMM(Hidden Markov Model)을 이용하여 발정기를 포함하는 소의 7가지 감정을 소발성음으로부터 분류하고자 했으며, Yeon 등[6]은 포만트(Formant) 등 7개의 특징들 중 6개의 특징 정보를 선택하여 GLM(General Linear Model)으로 배고픔을 표현하는 발성음과 발정기 발성음을 분류하였다. 인간의 소리 지각 구조를 고려한 MFCC는 인간의 음성인식을 위한 좋은 특징으로 알려져 있으며, 동물 소리 인식에도 널리 사용되고 있다. 그러나 인간과 동물의 소리 지각 구조는 다르기 때문에 동물 소리에 알맞은 특징이라고 보기 어렵다[7]. 또한 7개의 특징 정보로부터 T-test의 결과로 선택된 5개 특징과 duration 특징을 조합한 휴리스틱한 특징 선택 방법은 일반성을 보장하는 체계적인 방법이라 보기 어렵다.

본 논문에서는 소리 센서 환경에서 암소의 발정기 탐지 시스템에 관한 연구를 대상으로 한다. 특히, 발정기 발성음의 특징 벡터 생성에 초점을 맞춘다. 좋은 특징이란 높은 크게 분별력(discriminatory power)과 차원(dimensionality)이라는 두 가지 기준에 대해 우수해야 한

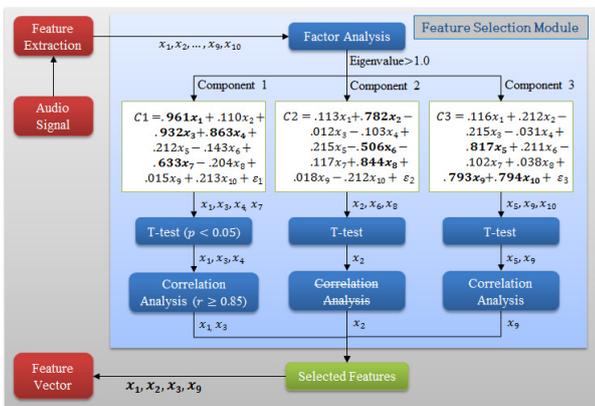
본 연구는 농림수산식품부 농림수산식품기술기획평가원에 의해 이루어진 것임.

다. 즉, 좋은 특징은 서로 다른 부류를 잘 분별해 주어야 할 뿐만 아니라, 특징 벡터의 차원이 낮을수록 계산 효율이 좋고 차원의 저주(curse of dimensionality)에서 멀어진다[8]. 본 논문에서는 통계학적 방법론에 기초한 체계적인 특징 벡터 생성에 관한 알고리즘을 제안하고, 실제 측사에서 녹취한 한우 발정기 발정음을 대상으로 낮은 차원의 특징 벡터 생성 과정을 보인다. 또한 이상상황 탐지기(anomaly detector)로 잘 알려진 단일 클래스 SVM(Support Vector Machine)의 대표 모델인 SVDD(Support Vector Data Description)을 탐지기로 설정하여 생성된 특징 벡터의 분별력을 실험적으로 검증하고자 한다.

2. 소리 정보 기반의 한우 발정기 탐지 시스템

2.1 한우 발정기 발성음의 특징 벡터 생성

제안하는 발성음의 특징 벡터 생성 알고리즘은 다음과 같이 개괄적으로 설명된다: 먼저, 음향 연구 분야에서 가장 널리 사용하는 비교적 다양한 소리 주파수 특징들을 후보 집합(candidate set)으로 설정하고, 이를 인자분석(Factor Analysis)으로 저차원의 컴포넌트들로 재구성한다. 각 컴포넌트의 특징들 중 T-test(독립표본 t-검정)로 통계학적 유의성이 검증된 특징 정보를 선택하고, 상관분석(Correlation Analysis)을 통하여 서로 중복되지 않은 특징들만으로 최종 특징 벡터를 구성한다.



(그림 1) 특징 벡터 생성 과정의 예

본 논문에서 제안하는 특징 선택 알고리즘을 순차적으로 기술하면 다음과 같다(그림 1 참조):

- 1) 소리에서 다양한 주파수 특징 변수들(x_1, x_2, \dots, x_{10})을 추출하여 후보 집합을 설정한다.
- 2) 인자분석으로 각각의 컴포넌트에서 영향력이 높은 특징 변수들을 각 컴포넌트의 대표 특징으로 결정한다.
- 3) 각 컴포넌트 내에서 T-test를 수행하여 통계학적으로 유의미한 특징들만을 선택한다.
- 4) 각 컴포넌트 내에서 상관분석을 수행하여 상관관계가

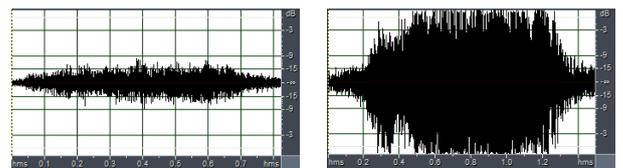
- 높은(중복된 정보를 갖는) 특징들을 제거한다.
- 5) 각 컴포넌트 내에서 선택된 특징 정보로 최종 특징 벡터를 구성한다.

2.2 SVDD를 이용한 발정기 탐지

본 논문에서는 이상상황 탐지기로 잘 알려진 단일 클래스 SVM의 대표 모델인 SVDD[9]를 탐지기로 설정하여 암소의 발정기 발성음 특징 벡터의 분별력을 실험적으로 검증하고자 한다. SVDD 기반의 소 발정기 탐지는 소리 센서로부터 실시간으로 유입되는 소리 신호가 암소의 발정기 범주에 포함되는지를 빠르게 판단하여, 발정기 소리 범주에 포함되면 이를 관리자에게 통보한다. 이를 위하여 먼저, 암소의 발정기 소리로 SVDD를 미리 학습시켜야 한다. 이때 암소의 소리가 발정기에 포함되는 지를 확인하는 문제는 유입된 소리가 정상 소리의 범주에 속하는지 아닌지를 판별하는 이진 클래스 분류(binary class classification)문제로 해석할 수 있다. 그러나 발정기 소리 데이터와 비발정기 소리 데이터를 구분하기 위해서는 발정기 소리 데이터만으로 기계학습을 수행한 후, 입력된 소리의 발정기 여부를 확인하는 테스트를 거치는 것이 실용적이다. 결국 발정기 소리 탐지 문제는 단순히 소리 데이터의 발정기 여부를 확인하는 과정이므로, 이진 클래스 분류 문제가 아닌 단일 클래스 분류(one class classification) 문제로 보는 것이 합리적이다. 따라서 본 논문에서는 단일 클래스 SVM의 가장 대표적인 방법론인 SVDD를 이용하여 발정기 소리 여부를 신속하게 판단하고자 한다.

3. 실험 환경 및 결과

실험을 위한 데이터는 경상남도 진주에 위치한 측사에서 한우를 대상으로 발정기인 암소 15마리에서 발정기 소리 136개, 발정기가 아닌 32마리의 소에서 비발정기 소리 108개를 수집하였다. 취득한 소리 정보는 소 행동에 어떠한 제약도 없는 상태에서, 울음소리 하나 당 약 1~3초의 소리 정보를 수의사의 검증을 통해 수집하였다. 소리 수집 도구는 SONY사의 HDR-XR160 캠코더를 이용하여 녹취하였으며, 소리 추출 및 편집은 Realteck AC97 사운드 카드와 Cool Edit 프로그램을 이용하여 16bit, 44.1kHz로 추출하였다.



(A) Non-Oestrus Sound (B) Oestrus Sound

(그림 2) 소 비발정기 및 발정기 소리 신호 형태

소 발정기 및 비발정기 소리의 종류별 신호 형태는 그

림 2와 같으며, 비발정기 소리는 대체적으로 낮은 소리 톤과 신호 진폭의 변화가 상대적으로 크지 않다. 이에 반하여, 발정기 소리는 대체적으로 높은 소리 톤과 신호 진폭의 변화가 매우 크며, 실제 들었을 때 크고 거친 소리를 내는 것을 확인할 수 있다.

3.1 한우 발정기 발생음의 특징 벡터 생성 실험

소리 주파수 특징 정보를 취득하기 위하여, Praat version 5.3.23[10]을 사용하여 총 15개의 발생음 주파수 특징 정보를 취득하였다: {RMS(Root Mean Square), Power, Energy, Absolute Extremum, Intensity, 진폭 변동률인 Shimmer(local, dB, apq5), 주파수 변동률인 Jitter(local, rap, ppq5), Pitch(mean, median, minimum, maximum)}.

암소의 발정기 및 비발정기를 구분할 수 있는 효과적인 주파수 특징 벡터를 생성하기 위한 실험은 아래와 같이 수행되었다.

- 1) 인자분석: 수행 결과 3개의 컴포넌트로 축약되었으며, 암소 발정기 발생음 주파수 특징들의 인자분석 결과는 표 1과 같다.

<표 1> 암소 발정기 발생음 주파수 특징들의 인자분석 결과

Feature	Component		
	1	2	3
RMS	.961	-.039	.196
Power	.934	-.008	.183
Intensity	.929	-.094	.204
Energy	.903	.018	.130
Abs. Extremum	.875	-.068	.148
Shimmer_local	-.334	.878	.011
Shimmer_dB	-.258	.878	.020
Shimmer_apq5	-.260	.856	-.002
Jitter_ppq5	.271	.835	.326
Jitter_rap	.272	.829	.328
Jitter_local	.293	.822	.319
mean_Pitch	.380	.261	.855
median_Pitch	.416	.241	.789
minimum_Pitch	-.070	.003	.777
maximum_Pitch	.301	.228	.476

- 2) T-test 수행: 수행 결과 각각의 컴포넌트에서 $p < 0.05$ 인 특징들은 다음과 같다. {RMS, Energy, Power, Intensity}, {Shimmer_apq5, Jitter_local}, {mean_Pitch, median_Pitch, minimum_Pitch, maximum_Pitch}. 표 2는 1번 컴포넌트 특징들에 대한 T-test를 수행한 결과이다. 발정기 및 비발정기 데이터의 평균, 표준편차 정보와 함께 $p-value$ 값을 표현하였다.
- 3) 상관분석 수행: 각각의 컴포넌트에 속한 특징들의 상관분석을 수행하여 {RMS, Jitter_local, Shimmer_apq5, mean_Pitch, minimum_Pitch}을 선택하였으며, 이를 취

중 암소의 발정기 발생음 주파수 특징 벡터로 구성하였다. 표 3은 1번 컴포넌트의 RMS 특징과 다른 특징들 사이의 상관관계를 확인한 결과이다. 상관분석 결과, 중복된 정보를 갖는 Intensity, Energy, Power 특징들을 제거하고 RMS를 선택하였다.

<표 2> 1번 컴포넌트 특징들에 대한 T-test 결과

	RMS	Abs. Extremum	Intensity	Energy	Power
Non-oestrus	0.0758 ±0.238	0.327 ±0.119	71.16 ±2.71	0.0875 ±0.006	0.0063 ±0.004
Oestrus	0.3814 ±0.122	1.005 ±0.118	85.09 ±3.14	0.2099 ±0.140	0.1604 ±0.940
p-value	0.001	0.305	0.016	0.001	0.001

<표 3> 1번 컴포넌트의 RMS와 다른 특징들에 대한 상관분석 결과

	RMS	Intensity	Energy	Power
RMS	Pearson 상관계수	1	.962	.878
			.973	

3.2 SVDD를 이용한 암소의 발정기 탐지 실험

발정기 탐지 실험에 사용한 컴퓨터는 Intel Core i5 2.9GHz, 램 4GB이며, Matlab 2011b 소프트웨어를 이용하여 SVDD 학습 및 테스트를 수행하였다.

암소의 발정기 탐지 실험은 5회에 걸쳐 반복적으로 136개의 발정기 소리 데이터 중 무작위로 추출한 발정기 소리 데이터의 80%인 109개만으로 SVDD를 학습하였다. 테스트 데이터는 발정기 소리 데이터 136개와 비발정기 소리 108개, 총 244개로 테스트하였다. 성능 측정을 위한 지표로는 발정기 소리 탐지율(detection rate) 및 FPR(False Positive Rate) 과 FNR(False Negative Rate)을 사용하였으며, 실험 결과는 표 4에 정리하였다. 여기서 커널 함수인 가우시안 함수의 상수 σ 값은 0.25로 고정하였다

$$\text{발정기 소리 탐지율} = \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{\sum_{i=1}^n I_i} \tag{1}$$

$$FPR = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \tag{2}$$

$$FNR = \frac{\sum_{i=1}^n F_i}{\sum_{i=1}^n I_i} \tag{3}$$

위 식에서 T 는 발정기 소리 데이터, T' 는 발정기 소리 데이터를 정확히 발정기로 분류한 데이터, N 은 비발정기 소리 데이터, P 는 비발정기 소리 데이터를 발정기로 분류한 데이터, F 는 발정기 소리 데이터를 비발정기로 판단한 데이터를 의미한다.

본 실험의 결과(표 4 참조)에 의하면 본 논문에서 제안한 방법론은 매우 높은 발정기 소리 탐지율을 보임을 확인하였으며, FPR과 FNR에서도 모두 안정적인 결과를 보임을 확인하였다.

<표 4> 소 발정기 소리 탐지 실험 결과($\sigma = 0.25$)

No.	발정기 탐지율	FPR	FNR
1	94.85%	0%	5.15%
2	96.32%	0%	3.68%
3	97.79%	0%	2.21%
4	98.53%	0%	1.47%
5	94.85%	0%	5.15%
Avg.	96.47%	0%	3.53%

4. 결론

본 논문에서는 통계학적 방법론에 기초한 체계적인 특징 벡터 생성에 관한 알고리즘을 제안하고, 실제 축사에서 녹취한 한우 발정기 발성음을 대상으로 낮은 차원의 특징 벡터 생성 과정을 보였다. 또한 이상상황 탐지기로 잘 알려진 단일 클래스 SVM의 대표 모델인 SVDD을 탐지기로 설정하여 생성된 특징 벡터의 분별력을 실험적으로 검증하였다. 향후 연구로는 본 논문에서 제안한 프로토타입의 소리 센서 환경에서의 한우 발정기 탐지 시스템을 실세계에서 구현·운용하고자 한다.

참고문헌

[1] R. Firk, E. Stamer, W. Junge and J. Krieter, "Automation of oestrus detection in dairy cows: a review," *Livestock Production Science*, No. 75, pp. 219-232, 2002.

[2] P. Lovendahl and M. G. G. Chagunda, "On the use of physical activity monitoring for estrus detection in dairy cows," *Journal of Dairy Science*, Vol. 93, No. 1, pp. 249-259, 2010.

[3] M. Saint-Dizier and S. Chastant-Maillard, "Towards an automated detection of oestrus in dairy cattle," *Reproduction in Domestic Animals*, doi: 10.1111/j.1439-0531.2011.01971.x, 2012.

[4] J. I. Alawneh, N. B. Williamson and D. Bailey, "Comparison of a camera-software system and typical farm management for detecting oestrus in dairy cattle at pasture," *New Zealand Veterinary Journal*, Vol. 54, No. 2, pp. 73-77, 2006.

[5] G. Jahns, "Call recognition to identify cow conditions—a call-recogniser translating calls to text," *Computers and*

Electronics in Agriculture, Vol. 62, No. 1, pp. 54-58, 2008.

[6] S. C. Yeon, J. H. Jeon, K. A. Houpt, H. H. Chang, H. C. Lee and H. J. Lee, "Acoustic features of vocalizations of Korean native cows in two different conditions," *Applied Animal Behaviour Science*, Vol. 1, No. 1-2, pp. 1-9, 2006.

[7] K. A. Steen, O. R. Therkildsen, H. karstoft and O. Green, "A Vocal-Based Analytical Method for Goose Behaviour Recognition," *Sensors*, doi:10.3390/s120303773, 2012.

[8] 오일석, 패턴인식, 교보문고, 2008.

[9] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods," Cambridge University Press, 2000.

[10] <http://www.fon.hum.uva.nl/praat>