

Research article



주성분 회귀모형을 이용한 돈사 내부 악취 추정 모델 개발

우샘이^{1*} · 장유나² · 정민웅³ · 서시영¹

¹국립축산과학원 축산환경과 농업연수사, ²국립축산과학원 축산환경과 농업주사, ³국립축산과학원 축산환경과 농업연구관

Odor concentration estimation using the principal component regression ; in the grow to finish swine pen

Saem Ee Woo^{1*}, YuNa Jang², Min Woong Jung³, Si Young Seo¹

¹Researcher, Animal Environment Division, National Institute of Animal Science, RDA, 1500 Kongjwipatjwi-ro, Iseo-myeon, Wanju-gun, Jeollabuk-do, 55365, Republic of Korea

²Senior Officer, Animal Environment Division, National Institute of Animal Science, RDA, 1500 Kongjwipatjwi-ro, Iseo-myeon, Wanju-gun, Jeollabuk-do, 55365, Republic of Korea

³Senior Researcher, Animal Environment Division, National Institute of Animal Science, RDA, 1500 Kongjwipatjwi-ro, Iseo-myeon, Wanju-gun, Jeollabuk-do, 55365, Republic of Korea

Corresponding author

Saem Ee Woo

National Institute of Animal Science,
RDA, 1500 Kongjwipatjwi-ro,
Iseo-myeon, Wanju-gun, Jeollabuk-do,
55365, Republic of Korea

Tel : +82-63-238-7409

Fax : +82-63-238-7447

E-mail : znf12345@korea.kr

Received : January 24, 2021

Revised : February 19, 2021

Accepted : February 23, 2021

In this study, a odor concentration estimation model in the grow to finish swine pen was derived using principal component analysis and multiple regression models. 14 kinds of odor compounds were used. Prior to the statistical analysis, the missing value (less than MDL) for each compounds was imputed with MDL/2, and the concentration of the odor compounds and the odor unit were log-transformed to follow a normal distribution. The three principal components extracted through principal component analysis explained for 77.03% of the initial variables. The correlation between Principal components and odor compounds was evaluated by the loading value. PC1 was correlated with VOC (10 Type), PC2 with sulfur compounds (3 Type), and PC3 with ammonia and hydrogen sulfide. A odor concentration estimation model was derived using PC1, PC2, PC3 as independent variables. As a result, the model and the regression coefficient were statistically significant ($p < 0.05$), but adjusted R^2 (0.25) was low.

Key words : Odor estimation, Principal component analysis, Multiple regression, Swine odor, Odor measure

서론

축산농가의 악취는 인근 주민의 민원 증가로 시급히 해결해야 할 문제로 떠오르고 있다. 축산 시설에서 발생하는 악취 민원은 2011년 2,838건에서 2015년 4,323건으로 전체 악취민원의 28%를 차지하고 있다 (NIER, 2017; Ha, 2018).

돈사 내 악취물질은 사료 내 영양소의 불완전 소화와 가축분뇨의 장기 저장으로 인한 혐기발효로 발생하며 (Jensen

and Jorgensen, 1994; Jang and Jung, 2018), 생성되는 악취 물질의 종류는 암모니아, 트라이메틸아민과 같은 질소계 화합물, 황화수소, 메틸메르캅탄 등의 황계열 물질, 지방산류와 인돌류, 페놀류 등으로 매우 다양하다 (Kazutaka et al., 1996; Kim and Choi, 2013; Yasuhara et al., 2014). 이처럼 축산 악취는 다종의 물질들이 복합적으로 존재하는 혼합기체에 의해 발생하기 때문에 단일물질로 악취를 평가하는 것은 적합하지 않으며 (ME, 2012), 악취로 감지가 가능한 농도인 최소 감지농도가 물질마다 다르기 때문에



단순히 악취물질 농도로 악취를 평가하는 데 한계가 있다 (Jung et al., 2016).

현재 우리나라 악취방지법에서는 후각측정법으로 측정된 복합악취와 기기분석법으로 측정되는 22개의 지정악취물질에 대한 농도규제를 실시하고 있다. 후각측정법은 다양한 냄새물질에 대응이 가능하고 악취 피해지역 주민이 느끼는 피해감과 유사한 상황에서 악취를 평가할 수 있는 장점이 있으나, 냄새의 농도를 표현함에 있어 개인별 생리적 요인과 후각 반응의 차이로 완전한 객관성을 보장하지 못한 단점이 있다 (Kim and Jeong, 2009). 이에 비해 악취물질 농도 평가는 단일 악취물질을 대상으로 객관적인 자료를 제시할 수 있는 장점이 있는 반면 이들 물질만으로 악취를 규명하기에 미흡하다는 단점이 있다 (Kim et al., 2007).

이에 따라 악취평가의 객관성 제고를 위해 악취물질 농도 측정을 통한 악취추정 연구가 다방면으로 수행되고 있다. Rincón et al. (2019)는 퇴비화 공장에 대하여 악취물질 농도를 악취활동도 (Odor Activity Value, OAV)로 변환 후 악취농도를 추정하는 연구를 수행하였으며, Man et al. (2020)는 현장 악취농도평가와 악취샘플을 실험실로 운반하여 악취를 평가한 결과를 각각 악취물질 농도로 추정하는 연구를 수행하여 현장악취평가결과를 종속변수로 하였을 때의 추정 성능이 우수 ($R^2 = 0.77$) 한 것으로 발표하기도 하였다. 또한 최근에는 인공지능을 이용하여 악취에 대한 인간의 감각인 악취 강도, 불쾌도를 추정하는 연구가 수행된 바 있다 (Byliński et al., 2019). 국내에서는 지정악취물질에 대하여 Han et al. (2018)이 단일 악취물질과 희석배수의 상관을 연구한 바 있으며, Kim and Jeong (2009)은 경기도 악취관리 지역 (산업단지)에서 복합악취와 지정악취물질 간에 관계를 조사한 바 있다.

Feilberg et al. (2010)은 돈사 유래 악취에 기여도가 높은 물질을 황화수소, 메틸메르캡탄, 파라크레졸, n-부틸산으로 보고하였다. 이에 따라본 연구에서는 돈사 내부에서 유래하는 지정악취물질 9종과 비지정악취물질 6종의 농도를 측정하고 이를 활용하여 복합악취 희석배수를 추정하는 다중회귀 모델을 개발하고자 하였다.

재료 및 방법

1. 자료 구축

(1) 조사농장

국내 양돈농장 10개소의 비육 돈사를 대상으로 악취 데이터를 수집하였다. 대상 돈사의 사육밀도는 0.75~1.1 두/m²이었으며, 강제환기식 돈사가 7개소, 윈치커튼과 강제환기를 혼합하여 사용하는 돈사가 3개소였다. 돈사의 바닥 형식은 부분슬랫인 곳이 5개소였으며 슬랫비율은 25~70%로 각각 상이하였다. 또한 전면슬랫 돈사는 1개소, 스크래퍼 돈사는 2개소로 다양한 형태의 돈사에서 측정이 이루어 졌다. 측정은 2018년 4월부터 11월 중 낮 시간 동안 이루어 졌으며, 돈사내부의 중앙과 가장 가까운 복도에서 샘플링을 수행하였다. 시험 기간 중 57개의 돈사내부 악취 데이터가 수집되었다.

(2) 악취 분석

복합악취, 지정악취물질 9종, 비지정악취물질 6종을 측정하였다. 본 연구에서 측정된 지정악취물질은 질소계열의 암모니아 (Ammonia, NH₃), 황 계열의 황화수소 (Hydrogen Sulfide, H₂S), 메틸메르캡탄 (methyl mercaptan, MM), 다이메틸설파이드 (Dimethyl sulfide, DMS), 다이메틸다이설파이드 (Dimethyl disulfide, DMDS), 휘발성 유기화합물류 (Volatile Organic Compound, VOC)인 프로피온산 (Propionic acid, PPA), n-부틸산 (Butyric acid, BTA), n-발레르산 (Valeric acid, VLA) i-발레르산 (Iso-Valeric acid, IVA)이었으며, 비지정 악취물질은 휘발성 유기화합물류로 분류되는 아세트산 (Acetic acid, ACA), i-부틸산 (Iso-Butyric acid, IBA) 페놀 (Phenol, Ph), 파라크레졸 (para-Cresol, p-C), 인돌 (Indole, ID), 스카톨 (Skatole, SK)을 분석하였다.

암모니아의 샘플링은 임핀저를 이용하여 흡수액 (붕산 5 g, 1 L의 증류수로 제조된 붕산용액 50 ml)에 시료를 5 L/min속도로 10분간 통과 시켜 포집하였으며, 복합악취와 황화합물은 흡인상자 (Lung Sampler)를 이용하여 10 L 폴리에스테르 알루미늄 백에 5분 이내에 포집하였다. 휘발성 지방산류 6종, 페놀류 2종, 인돌류 2종은 pump (SIBATA, MP-ΣN II)를 이용하여 Tenex TA 튜브에 0.1 L/min 속도로 5분간 포집하였다.

복합악취는 악취공정 시험법의 공기희석 관능법에 따

라 산정하였으며, 샘플링 된 암모니아는 분광광도계 (Shimadzu)를 이용하여 분석하였다. 황 화합물은 저온농축관을 지닌 열탈착시스템 (thermal desorption, TD; Unity 2 + air server, Markes, UK)과 GC/PFPD (456-GC, Scion instrument)를 이용하였으며, VOC류는 TD (Unity 2, Markes, UK)와 GC/FID (CP-3800, Varian)를 이용하여 분석하였다. 분석기기의 조건은 Table 1에 정리하였다.

2. 통계분석

(1) 데이터 전처리

각 물질별 검출한계 (Method detection limit, MDL)를 Table 1에 나타내었다. MDL 미만으로 측정된 데이터는 결측치로 처리되었으며, 각 물질 별 결측치는 PPA (2%), BTA (2%), VLA (2%), Ph (4%), p-C (2%)에서 낮은 빈도로 나타난 반면 ID는 35%, SK는 16%의 결측 비율을 보였

Table 1. Summary of analytical method.

Class	Variable	Sampling	Analytical instrument	Analytical conditions
Dependent variable	Complex odor	Lung Sampler and Polyester Aluminum bag (10 L)		Air dilution method, Korea
		Ammonia	Solution absorption	UV/vis (Shimadzu)
Independent variables	Sulfur compounds	Lung Sampler and Polyester Aluminum bag (10 L)	GC/PFPD (456-GC, Scion instrument)	Column : CP-Sil 5CB (60 m × 0.32 mm × 5 μm) Oven condition : 60°C (3 min) → (8°C/min) → 160°C (9 min)
		VOCs	Tenax TA tube adsorption	GC/FID (CP-3800, Varian)

Table 2. A summary of analyzed odor compounds in this study.

Chemical compound	Abbreviation	MDL [†]	Concentration [†]					Detection frequency [§] (%)
			Min	Q1	Median	Q3	Max	
Ammonia	NH ₃	0.08	0.56	2.08	4.15	9.54	22.24	100
Hydrogen sulfide	H ₂ S	0.06	22.90	86.00	268.00	457.00	1,754.00	100
methyl mercaptan	MM	0.07	MDL	MDL	MDL	16.40	120.00	47
Dimethyl sulfide	DMS	0.08	MDL	MDL	MDL	2.55	462.00	37
Dimethyl disulfide	DMDS	0.05	MDL	MDL	MDL	MDL	3.49	9
Acetic acid	ACA	0.07	0.17	71.48	357.89	885.90	2,446.00	100
Propionic acid	PPA	0.34	MDL	77.50	383.93	505.40	2,109.69	98
Butyric acid	BTA	0.93	MDL	46.55	235.89	547.44	1,455.52	98
Valeric acid	VLA	0.53	MDL	29.80	89.92	207.80	1,869.40	98
iso-Butyric acid	IBA	0.52	0.93	9.26	35.58	47.95	217.17	100
iso-Valeric acid	IVA	0.49	1.58	21.47	73.40	135.79	743.69	100
Phenol	Ph	0.09	MDL	3.87	9.22	14.61	125.72	96
para-Cresol	p-C	0.06	MDL	16.62	60.56	98.70	481.20	98
Indole	ID	0.4	MDL	MDL	1.06	3.60	22.26	65
Skatole	SK	0.38	MDL	1.43	2.75	5.43	34.57	84
Complex odor	OU	-	100	448	1,000	2,080	6,694	-

[†] Method detection limit (The unit of NH₃ is ppm, others is ppb).

[‡] The unit of NH₃ is ppm, others is ppb.

[§] Detection frequency of odorants upon instrumental analysis of 57 gas sample.

으며, 황화수소를 제외한 황 화합물류 3종 (MM, DMS, DMDS)는 각각 53%, 63%, 91%로 높은 결측 비율을 보였다. 결측 비율이 90% 이상인 DMDS는 변수에서 제외하였으며, 결측치는 물질별 MDL/2로 단일대체 하였다.

검출한계 (본 연구에서는 MDL)는 배경 노이즈와 합리적인 확신을 가지고 구별할 수 있는 분석물의 최저농도로 정의되며 (Guo et al., 2010) 이러한 샘플의 경우 특정 농도로 정량할 수 없으며, 알 수 있는 것은 해당 농도가 0~MDL 사이에 있다는 것이다. 이를 왼쪽 중도절단 데이터라 하며 이러한 데이터는 통계 모델에서 사용되기 전에 처리가 필요하다. 왼쪽 중도절단 데이터를 대체하는 다양한 방법이 있으며 Ronald and Howard (2008)는 일반적으로 사용되는 9가지 통계적 대체기법을 비교평가 하였다. 그 결과 분산을 가장 잘 나타내는 대체법은 MDL/2를 이용한 단일 대체였으며, 중도 절단 데이터가 70%미만인 표본에서 활용할 수 있는 대체기법으로 보고하였다.

결측치 대체 결과를 반영하여 Table 2에 악취물질의 농도 데이터를 정리하였다. 악취물질의 농도와 복합악취 회석배수는 대수정규분포를 따르기 때문에 (Hansen et al., 2016) 로그변환을 수행하였으며, 회귀분석에 앞서 변환된 변수들 간의 상관성 분석 (Pearson correlation)을 수행하여 변수간의 관계를 파악하였다 (Table 3). 총 14개 악취물질 중에 10종의 VOC류 간에 높은 상관을 확인할 수 있었으며, 특히 휘발성 지방산류 간의 상관이 0.57~0.96으로 높게 나타나는 것을 확인하였다.

(2) 다중회귀분석

종속변수와 독립변수들과의 인과관계를 알아보는 통계적 방법 중 하나인 다중회귀분석은 자료에 포함된 한 변수 (종속변수)가 다른 하나 이상의 여러 변수 (독립변수)에 의해 어떻게 설명 또는 예측되는지를 함수식으로 표현하여 자료를 분석 한다 (Kim and Jeong, 2009).

다중회귀모형은 독립변수가 많을수록 회귀모형의 설명력인 결정계수 (R^2)가 커져 회귀식의 설명력은 높아지지만, 유의하지 않은 독립변수가 추가 되어도 결정계수 (R^2) 값이 높아지는 문제가 있다. 독립변수들 간에 높은 상관관계가 존재하는 경우에는 독립변수의 모수 추정 값에 대한 표준오차가 상대적으로 커지게 되어 통계적 유의성 판단에 문제를 발생할 가능성이 높다. 독립변수들 간에 높은 상관관계는 회귀분석의 가정을 위배하는 것이므로 적절한 변수 선택이 중요한 문제로 부각된다. 이때 변수들 간의 상관구조를 파악하여 차원을 축소시켜 분석을 수행할 수 있다 (Hotelling, 1933; Lee et al., 2015; Kwon et al., 2017). 차원을 축소시키는 방법으로 변수를 선택 (selection)하거나 새로운 변수를 추출 (extraction) 할 수 있으며, 본 연구에서는 대표적인 비지도 변수 추출 기법인 주성분 분석 (principal component analysis, PCA)를 이용하여 변수를 추출 하였다 (Hotelling, 1933; Kim, 2009; Lee et al., 2015). 추출된 새로운 변수는 다중회귀 분석의 독립변수로 이용 하였다.

Table 3. Significant correlation coefficient of variables (n=57, $p < 0.05$).

OU	0.48	-	0.39	-	0.31	-	-	0.30	-	-	-	0.28	-	0.28
NH₃	-	0.34	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	0.37	-
H₂S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
MM	0.42	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
DMS	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ACA	0.57	0.60	0.62	0.69	0.67	0.63	0.64	0.68	0.62					
PPA	0.96	0.83	0.95	0.88	0.71	0.76	0.58	0.61						
BTA	0.86	0.95	0.93	0.70	0.79	0.53	0.63							
VLA	0.87	0.95	0.78	0.70	0.51	0.76								
IBA	0.94	0.83	0.85	0.66	0.65									
IVA	0.78	0.81	0.56	0.75										
Ph	0.69	0.57	0.59											
p-C	0.64	0.48												
ID	0.49													
SK														

(3) 주성분 분석

주성분분석은 서로 상관관계가 존재하는 변수들의 복잡한 구조를 선형결합을 통해 독립적인 새로운 변수들로 추출하는 다변량 분석방법 중 하나이다.

주성분 분석의 핵심은 다변량 데이터에서 변동을 원래 변수들의 선형결합들로 이루어진 새로운 변수를 사용하여 표현하는 것이다. 이에 따라 변수들 간의 측정단위가 상이할 경우 가장 큰 분산을 가지는 변수가 중요한 변수로 해석될 수 있기 때문에 이러한 오류를 방지하기 위해 모든 데이터를 표준화 한 후 주성분 분석에 적용하는 것이 중요하며, 본 연구에서는 표준화 한 데이터에 대한 공분산 행렬을 이용하여 주성분 분석을 수행하였다.

주성분 분석은 p개의 변수로 구성된 데이터들의 변동을 최대한 설명하기 위하여 p개보다 작은 수의 주성분을 선택하고, 이후 발생한 주성분은 먼저 발생한 주성분과 독립적 관계를 가지면서 앞에서 설명되지 않은 나머지 분산 부분을 최대한 설명되도록 한다. 즉, 주성분 분석은 고차원 (혹은 다변량) 데이터의 정보를 최대한 유지하면서 차원을 축소하여 저차원상에서 변수들의 관계를 규명하는 다변량 데이터 처리방법으로 분석 자체로 어떤 결론에 도달하기 위한 분석이 아닌 차후의 분석을 위한 수단을 제공해주는 단계이다 (Lee et al., 2015; Kwon et al., 2017). 본 연구에서는 변수들 간 상관에 의해 발생하는 다중공선성 문제를 해결하기 위한 새로운 변수 추출에 주성분 분석을 이용하였으며 통계분석에는 SPSS 12.0을 사용하였다.

결과 및 고찰

1. 주성분 회귀분석

(1) 주성분 추출

약취물질 14종 데이터에 대한 주성분 분석 결과 중 각 성분의 고유치 (Eigenvalue)를 Table 4에 정리하였다. 각 고유치는 각 주성분이 설명할 수 있는 분산의 크기를 나타내며 모든 주성분의 고유치 총 합은 14이다. 이를 통해 PC1은 전체 분산의 53.95%, PC2는 12.40%, PC3는 10.68%를 설명하는 것을 알 수 있다. PC4 이후로는 고유치가 1 미만으로 나타났는데, 일반적으로 주성분 추출 시 고유치가 평균 (상관행렬을 사용한 경우 1) 미만인 주성분은 하나의 변수보다 설명력이 낮은 것으로 판단하여 무시할 수 있다. 이에 따라 주성분 PC1, PC2, PC3를 새로운 변수로 추출하였

으며 추출된 변수는 약취물질 14종 데이터 변동의 77.03%를 나타내었다.

(2) 주성분 적재값 (Loading)

추출된 주성분의 적재값 (Loading)을 Table 5에 나타내었으며, 적재값은 선택한 주성분과 원래 변수 사이의 상관관계를 양적으로 나타낸다 (Lee et al., 2015).

Table 4. Eigenvalues and total variances explained by principal component.

Component	Eigenvalues		
	Total	Proportion explained (%)	Cumulative proportion (%)
PC1	7.55	53.95	53.95
PC2	1.74	12.40	66.35
PC3	1.50	10.68	77.03
PC4	0.82	5.84	82.87
PC5	0.65	4.68	87.55
PC6	0.54	3.84	91.39
PC7	0.36	2.56	93.94
PC8	0.28	2.02	95.96
PC9	0.22	1.60	97.56
PC10	0.17	1.21	98.77
PC11	0.12	0.85	99.62
PC12	0.02	0.16	99.79
PC13	0.02	0.15	99.94
PC14	0.01	0.06	100.00

Table 5. Result of factor loading by principal components.

		Loading		
		PC1	PC2	PC3
Ammonia	NH ₃	0.15	0.27	0.87
	H ₂ S	0.08	-0.47	<u>0.44</u>
Sulfur compounds	MM	-0.02	0.89	0.19
	DMS	0.07	0.68	-0.39
VOCs	ACA	0.77	0.11	0.12
	PPA	0.92	-0.10	-0.08
	BTA	0.93	-0.21	-0.14
	VLA	0.91	-0.05	-0.17
	IBA	0.98	-0.08	-0.01
	IVA	0.96	-0.09	-0.14
	Ph	0.84	0.16	0.02
	p-C	0.86	-0.05	0.27
	ID	0.71	0.18	0.35
	SK	0.75	0.21	-0.28

첫 번째 주성분 (PC1)과 강한 상관을 보이는 악취물질은 VOC류인 ACA (0.77), PPA (0.92), BTA (0.93), VLA (0.91), IBA (0.98), IVA (0.96), Ph (0.84), p-C (0.86) ID (0.71) SK (0.75)로 나타났으며 이에 따라 PC1은 주로 VOC류의 변동과 상관이 있는 것을 확인할 수 있었다. PC2는 황 화합물류인 MM (0.89), DMS (0.68)와 강한 양의 상관을 보였으며 H₂S와 -0.47로 약한 음의 상관을 보여 주로 황화합물의 변동과 관련 있는 성분으로 사료되었으며, PC3는 H₂S의 적재값이 0.44로 약한 양의 상관, 암모니아가 0.85로 강한 상관을 보여 주로 암모니아와 H₂S의 변동에 영향을 받는 것으로 나타났다.

(3) 복합악취 희석배수 추정을 위한 주성분 회귀분석

식 (1), (2)를 이용하여 독립변수 PC1, PC2, PC3의 값 (Score)을 도출하였으며, 종속변수인 복합악취 희석배수 역시 표준화한 후 (식 (3)) 다중회귀 모형을 적용하였다.

$$X'_i = (X_i - \bar{X}_i) / S_{X_i} \quad (i = 1, \dots, p) \quad (1)$$

$$PC_i = a_{i1}X'_1 + a_{i2}X'_2 + \dots + a_{ip}X'_p \quad (i = 1, \dots, p) \quad (2)$$

$$Y'_i = (Y_i - \bar{Y}_i) / S_{Y_i} \quad (3)$$

where, Y' stands for the standardized dependent variable, Y the dependent variable, S_Y the standard deviation of dependent variable, \bar{Y} the mean of dependent variable, X'_i the i th standardized independent variable, X_i the i th independent variable, \bar{X}_i the mean of the i th independent variable, S_{X_i} the standard deviation of the i th independent variable, PC_i the i th principal component, a_{ij} the coefficient of principal component matrix (the matrix consists of PC_i and X_i) (Liu et al., 2003).

도출된 모형의 계수를 Table 6에 나타내었다. 모형은 통계적으로 유의 하였으며 ($p < 0.001$), 모든 회귀계수가 통계적으로 유의 하였다 ($p < 0.05$, Table 6). 또한 주성분 분석을 통해 추출된 주성분은 서로 독립이기 때문에 VTF의 값은 1로 나타난다. 그러나 도출된 모델로부터 추정된 회귀선과 관측치에 대한 적합도, 즉 모형의 설명력을 정량적

Table 6. Standardized regression coefficients.

Variable	β'	p	VIF
PC1	0.30	<0.05	1
PC2	0.30	<0.05	1
PC3	0.34	<0.01	1

으로 나타내는 척도인 결정계수 (R^2)값은 0.30, 수정된 R^2 는 0.25로 낮게 나타나 해당 모델이 관측된 복합악취 희석배수를 잘 설명하지 못하는 것으로 나타났다.

이는 여러 가지 요인에 영향을 받을 수 있으며, 다음과 같은 두가지 원인이 주요하게 작용 하였을 것으로 판단되었다. 먼저, 돈사 내부 악취데이터 수집 시 검출한계 미만으로 나타나는 데이터에 모두 동일한 값 (MDL/2)을 적용하고 이를 주성분 분석에 적용하였기 때문에 해당 악취물질의 분산이 적절히 반영되지 못했을 수 있으며, 주성분 추출에 따라 전체 데이터 변이의 77.03%만을 이용한 것에 일부 영향을 받았을 것으로 판단되며, 두번째로 복합악취 희석배수 측정방법의 문제점이 관여할 수 있다. 복합악취 희석배수는 사람의 후각을 이용하기 때문에 다소 주관적이며, 복합악취측정을 위해 악취주머니에 시료를 포집하여 저장하는 동안 악취물질의 손실이 나타나는 것으로 알려져 있다. 손실의 정도는 물질의 종류, 저장 기간, 초기농도, 악취주머니의 재질에 따라 상이하게 나타 나며 특히 휘발성 지방산류와 인돌-페놀류의 회수율이 낮은 것으로 보고된 바 있다 (Koziel et al., 2005; Man et al., 2020). 본 연구에서 돈사내부 악취물질 데이터 변동은 주로 VOC와 높은 상관을 보인 PC1에 의해 설명 되는 것으로 나타났다. 그러나 복합악취 희석배수 분석 시 VOC류의 손실이 발생함에 따라 현장의 VOC변동이 복합악취 희석배수 분석 시 반영되지 않았을 것으로 추측되며, 이점이 PC1과 복합악취 희석배수간의 관계를 약화 시켰을 것으로 사료되었다. Hansen et al. (2016)은 악취주머니에서 보관기간을 거쳐 측정되는 기존의 악취강도 측정이 현장 악취농도를 표현하지 못한다고 하였으며, 해당연구에서 악취주머니를 24시간 저장하였을 때 페놀인돌류의 회수율이 10%미만, 휘발성 지방산류 30~70%미만, 황화합물류 70~95%로 나타난 것으로 보고한바 있다. 또한 현장에서 평가한 악취농도로 도출한 악취 농도 예측 모델이 악취주머니를 실험실로 이송하여 측정한 악취농도로 도출된 모델보다 더 나은 성능을 보이는 것으로 보고한 바 있다.

결론

본 연구에서는 다중회귀분석을 이용하여 돈사 내부의 복합악취 희석배수 추정모형을 도출하기 위해 돈사 내부 악취물질 총 14종을 변수로 선정하였다. 그러나 14종의 악취물질 중 10종의 VOC류 간에 높은 상관성이 확인되어 다중공선성이 우려되었다. 이에 따라 주성분 분석을 이용하여 새로운 변수를 도출하고 다중공선성 문제를 해결한 후 모델을 도출하였다.

돈사내부의 14종 악취물질 농도의 주성분을 분석하고 고유치가 평균 이상인 3개의 주성분을 추출 하였으며 추출된 주성분은 전체 분산의 77.03%를 나타내었다. 적재값을 이용하여 각 주성분과 상관을 나타내는 악취물질을 분석한 결과 PC1은 주로 VOC (10종)의 변이에 영향을 받는 것으로 나타났으며, PC2는 황화합물류 (3종), PC3는 암모니아와 황화수소 농도와 상관을 보이는 것으로 나타났다.

추출된 3개의 주성분을 독립변수로 하여 표준화된 복합악취 희석배수 추정모형을 도출한 결과 모델과 회귀계수는 통계적으로 유의하였으나, 모델의 설명력을 나타내는 결정계수 R^2 는 0.30, 수정된 R^2 는 0.25로 낮게 나타났다. 모형의 설명력이 낮은 이유에는 여러 가지 요인이 작용할 수 있으나 크게 다음과 같이 2가지로 판단된다.

첫 번째는 측정한계 미만 데이터의 일괄 처리 (MDL/2) 및 주성분 추출에 따른 데이터의 손실이다. 본 연구에서는 검출한계 미만으로 나타나는 데이터에 모두 동일한 값을 적용하였기 때문에 해당 악취물질의 실제 분산이 주성분 분석 시 반영되지 못했을 것으로 사료되며, 주성분 추출에 따라 전체 데이터 변이의 77.03%만을 이용한 것에 일부 영향을 받았을 것으로 판단된다.

두 번째는 복합악취 희석배수 분석을 위해 악취주머니에 시료를 포집하고 저장하는 동안 발생하는 악취물질의 손실에 의한 것으로 사료되었다. 본 연구에서 돈사내부 악취물질 데이터 변동은 주로 VOC와 높은 상관을 보인 PC1에 의해 설명 되는 것으로 나타났다. 그러나 복합악취 희석배수 분석 시에 VOC류의 손실이 비교적 크게 발생함에 따라 현장의 VOC변동이 복합악취 희석배수 분석 시 반영되지 않았을 것으로 사료되며, 이점이 모델의 낮은 설명력이 나타난 주요 원인으로 판단되었다.

이에 따라 향후 연구에서는 현장에서 측정된 복합악취 희석배수를 활용한 복합악취 추정모형의 개발이 필요할 것으로 사료된다. 또한 양질의 데이터 구축 및 모형의 고도

화를 통해 설명력 높은 모델을 도출할 수 있을 것으로 판단된다.

사사

본 논문은 농촌진흥청 공동연구사업 (과제번호: PJ014790)의 지원에 의해 이루어진 것임.

인용문헌

- Byliński, H., Sobiecki, A., Gębicki, J., 2019. The use of artificial neural networks and decision trees to predict the degree of odor nuisance of post-digestion sludge in the sewage treatment plant process. *Sustainability*, 11(16), 4407.
- Feilberg, A., Liu, D., Adamsen, A.P.S., Hansen, M.J., Jonassen, K.E.N., 2010. Odorant emissions from intensive pig production measured by online proton-transfer-reaction mass spectrometry. *Environmental Science & Technology*, 44, 5894-5900.
- Guo, Y., Harel, O., Little, R.J., 2010. How well quantified is the limit of quantification? *Epidemiology*, 21(4), 10-16.
- Ha, T.H., 2018. Technology status for reducing the smell of farming odor. *Magazine of the Korean Society of Agricultural Engineers*, 11-15.
- Han, J.S., Han, S.W., Kim, S.T., 2018. A study on the correlation between the concentration and dilution factor of fatty acids, i-butyl alcohol. *Journal of Odor and Indoor Environment*, 17, 265-273.
- Hansen, M.J., Jonassen, K.E.N., Løkke, M.M., Adamsen, A.P.S., Feilberg, A., 2016. Multivariate prediction of odor from pig production based on in-situ measurement of odorants. *Atmospheric Environment*, 135, 50-58.
- Hotelling, H., 1933. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24, 417-441.
- Jang, Y.N., Jung, M.W., 2018. Biochemical changes and biological origin of key odor compound generations in pig slurry during indoor storage periods: A pyrosequencing approach. *BioMed Research International*, 2018, 3503658.
- Jensen, B.B., Jørgensen, H., 1994. Effect of dietary fiber on microbial activity and microbial gas production in various regions of the gastrointestinal tract of pigs. *Applied and Environmental Microbiology*, 60, 1897-1904.
- Jung, J.S., Kim, D.C., Lee, H.C., Yeon, S.W., Yeon, I.J., 2016. A study on the odor compounds emitted using odor contribution analysis. *Journal of Environmental Science International*, 25, 1329-1339.

- Kazutaka, K., Takashi, O., Mitihiro, Y., Akane, K., Takako, N., Sigenori, M., Tomoko, K., 1996. Emissions of malodorous compounds and greenhouse gases from composting swine feces. *Bioresource Technology*, 56, 265-271.
- Kim, J.B., Jeong, S.J., 2009. The relationship between odor unit and odorous compounds in control areas using multiple regression analysis. *Korean Society of Environmental Health*, 35, 191-200.
- Kim, J.B., Jeong, S.J., Song, I.S., 2007. The concentrations of sulfur compounds and sensation of odor in the residential area around Banwol-Sihwa industrial complex. *Korean Society for Atmospheric Environment*, 23, 147-157.
- Kim, K.Y., Choi, J.H., 2013. Distribution characteristics of odorous compounds concentrations. *Korean Journal of Odor Research and Engineering*, 12, 27-37.
- Kozziel, J.A., Spinhirne, J.P., Lloyd, J.D., Parker, D.B., Wright, D.W., Kuhrt, F.W., 2005. Evaluation of sample recovery of malodorous livestock gases from air sampling bags, solid-phase microextraction fibers, Tenax TA sorbent tubes, and sampling canisters. *Journal of the Air and Waste Management Association*, 55, 1147-1157.
- Kwon, S.H., Lee, J., Chung, G., 2017. Snow damages estimation using artificial neural network and multiple regression analysis. *Korean Society of Hazard Mitigation*, 17, 315-325.
- Lee, C.-Y., Song, G., Kim, J., 2015. Analyses of power consumption of the heat pump dryer in the automobile drying process by using the principal component analysis and multiple regression. *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 38, 143-151.
- Liu, R.X., Kuang, J., Gong, Q., Hou, X.L., 2003. Principal component regression analysis with spss. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 71, 141-147.
- Man, Z., Dai, X., Rong, L., Kong, X., Ying, S., Xin, Y., Liu, D., 2020. Evaluation of storage bags for odour sampling from intensive pig production measured by proton-transfer-reaction mass-spectrometry. *Biosystems Engineering*, 189, 48-59.
- ME (Ministry of Environment), 2012. Odor management manual.
- NIER (National Institute of Environmental Research), 2017. A development of a model for estimating odor emission rate.
- Rincón, C.A., De Guardia, A., Couvert, A., Wolbert, D., Le Roux, S., Soutrel, I., Nunes, G., 2019. Odor concentration (OC) prediction based on odor activity values (OAVs) during composting of solid wastes and digestates. *Atmospheric Environment*, 201, 1-12.
- Ronald, C.A., Howard, E.T., 2008. Evaluation of statistical treatments of left-censored environmental data using coincident uncensored data sets: I. Summary statistics. *Environmental Science & Technology*, 42, 3732-3738.
- Kim, S.B., 2009. Feature extraction/selection in high-dimensional spectral data, in: John, W. (Ed.), *Encyclopedia of Data Warehousing and Mining*, Second Edition. IGI Global, Hershey, PA, USA., pp. 863-869.
- Yasuhara, A., Fuwa, K., Jimbu, M., 2014. Identification of odorous compounds in fresh and rotten swine manure. *Agricultural and Biological Chemistry*, 48, 3001-3010.