Transactions of KSAE, Vol. 21, No. 6, pp.175-182 (2013)

Copyright © 2013 KSAE / 126-21
pISSN 1225-6382 / eISSN 2234-0149
DOI http://dx.doi.org/10.7467/KSAE.2013.21.6.175

<기술논문>

부분최소자승법을 이용한 중고차 에어컨냄새 원인물질 추정

유 한 민* · 이 태 희 · 성 기 우

현대자동차 내구기술팀

Estimation of VOCs Affecting a Used Car Air Conditioning Smell via PLSR

Hanmin You* • Taehee Lee • Kiwoo Sung

Durability Technology Team, Hyundai-motor Company, 772-1 Jangdeok-dong, Hwaseong-si, Gyeonggi 445-706, Korea
(Received 12 April 2013 / Revised 15 May 2013 / Accepted 4 June 2013)

Abstract : Lately, customers think highly of the emotional satisfaction and as a result, issues on odor are matters of concern. The cases are odor of interior material and air-conditioner of vehicles. In particualar, with respect to the odor of air-conditioner, customers strongly claimed defects with provocative comments : “It smells like something rotten,” “It smells like a foot odor,” “It stinks like a rag.” Generally, it is known that mold of evaporator core in the air-conditioning system decays and this produce VOCs which causes the odor to occur. In this study, partial least squares regression model is applied to predict the strength of the odor and select of important VOCs which affect car air conditioning smell. The PLS method is basically a particular multilinear regression algorithm which can handle correlated inputs and limited data. The number of latent variable is determined by the point which is stabilized mean absolute deviations of VOCs data. Also multiple linear regression is carried out to confirm the validity of PLS method.

Key words : Air conditioning odor(에어컨냄새), Latent variable(잠재변수), Partilal least square regression(부분최소자승법), VIP(중요도), Volatile organic compound(휘발성 유기화합물), Evaporator core(증발기코어)

Nomenclature

B	: y's estimation regression coefficient
E,F	: X, y's error
P	: X's estimation of regression coefficient
SSR	: squared sum of regression
T	: principal component score
W	: weight

1. 서 론

최근 고객 감성품질 증대에 따라 냄새와 같은 항목에 대한 관심이 크게 고조되고 있다. 특히 IQS(initial quality study), VDS(vehicle dependability study)는 신평가 제도를 도입후 감성품질 항목을 강화하였으며, 그중 공조시스템 냄새 항목은 에어컨 및 내장제 냄새 등의 고객 불만을 포함한다. 참고로 IQS & VDS는 J.D POWER and Associates 에서 신차 구입후 각각 3개월(IQS), 3년(VDS)을 사용한 고객을 대상으로 8개 분야 시스템, 228개 항목에 대해 제기한 100대당 불만 건수로 양산 차량의 초기/내구 품질에 대한 고객의 목소리를 반영한 지수라고 할 수 있다. 일반적으로 에어컨 냄새는 증발기 코어 표면 및 내장재에서 발생하는 휘발성유기화합물(VOCs; volatile organic compound)의 농축에 의한 것으로만 알려져 있을 뿐, 그 원인 및 유발 인자가 명확하게 밝혀져 있지 않았다. 이는 냄새에 대한 표현이 매우 다양하고, 차량 한대의 에어컨에서도 십여가지의 다른 냄새가 나기도 하며, 냄새 발생조건의 재현이 어렵다

*Corresponding author, E-mail: victoryyhm@hyundai.com

는 한계 때문이다. 본 연구에서는 부분최소자승법(PLSR; partilal least square regression)을 이용한 냄새강도 예측 모형을 개발하고, 냄새에 영향을 미치는 중요 VOCs를 선정하는 방법에 대해 제안하고자 한다. 또한 전통적인 통계분석 방법인 다중선형회귀분석(MR; multiple linear regression)을 동일한 데이터에 적용하여 PLSR의 예측 결과와 비교함으로써 제안된 방법의 타당성을 검증하고자 한다.

2. 본 론

2.1 연구 배경

중고차에서 발생하는 에어컨 냄새는 지속적인 고객 불만과 개선을 위한 노력에도 불구하고 현재까지 해결되지 않는 자동차 분야의 난제로 남아 있다. 일반적으로 에어컨 냄새는 증발기 코어 표면의 곰팡이로 인한 부패 및 내장재에서 발생하는 VOCs 에 의한 것으로 알려져 있을 뿐, 고객 불만 냄새가 무엇인지, 그 냄새에 대한 원인 물질이 무엇인지에 대한 연구가 미흡한 실정이다. 이는 냄새에 대한 표현이 매우 다양하고, 차량 한 대의 에어컨에서도 다양한 종류의 냄새가 나기 때문이다. 따라서 에어컨 냄새를 개선하기 위해 냄새강도 기준을 표준화하고, 냄새에 영향을 미치는 중요 유발인자들을 파악하는 일은 중요한 과제라고 할 수 있다. 냄새강도 예측모델 개발 및 인자별 중요도 분석은 VOCs와 에어컨냄새와의 함수적 관계를 찾음으로써 정량화가 가능하다. 그러나 전통적인 통계방법으로 이러한 연구에 접근하는 것은 어려움이 있다. 첫번째 이유는 냄새나는 차량에서 발생하는 VOCs의 개수가 샘플수보다 많다. 따라서 영향인자와 냄새강도간의 통계적 설명력이 높은 함수 관계를 찾기 위해서는 데이터의 전 범위를 커버하는 많은량의 신뢰성 있는 데이터 확보가 중요한데, 이는 현실적으로 시간과 비용 측면에서 어려움이 많다. 두번째로 서로간의 상관관계가 강한 VOCs가 존재한다. 이러한 영향 인자들 간의 상관관계는 다중공선성(multicollinearity)이라는 통계적 문제점을 발생시키고, 이는 전통적인 회귀분석을 통한 영향 인자와 냄새강도 간의 관계 규명을 어렵게 만든다.

본 논문에서는 가스채취법을 이용하여 중고차에서 수집한 VOCs 데이터와 Fig. 1과 같이 직접관능평가법을 통해 얻어진 냄새강도 사이의 함수관계를 PLSR를 이용하여 모델링을 하고, 중요도 분석을 통해 냄새 인자별 영향도 분석을 실시하였다.

Fig. 1 Photo of direct olfactory method

2.2 기존 연구

본 연구를 위해 에어컨 냄새, 통계적 예측모델, 중요인자 선정에 관한 기존 연구 내용들을 살펴보았다.

에어컨 냄새에 관한 연구는 지속적인 고객 불만과 냄새 개선을 위한 노력에도 불구하고 현재까지 해결되지 않는 자동차 분야의 난제로 남아있다. Robert et al.[1]은 증발기 코어 표면의 바이오필름에 서식하는 미생물의 대사작용에 의해 에어컨 냄새가 발생한다고 제안했다. Yee and Kim[2]은 자동차 에어컨 시스템을 모사한 냉동벤치 시스템을 이용하여 증발기 코어에서 발생하는 냄새 특징과 강도를 평가한 결과, 증발기 코팅여부에 따라 냄새의 종류가 변한다는 것을 발견하였다. Kazuhisa et al.[3]은 주성분회귀분석(PCR; principal component regression)를 이용하여 에어컨 냄새의 원인이 되는 독립성분을 뽑고 기기분석을 통해 검출된 가스와 냄새의 상관관계를 찾는 방법을 제안했지만, 예측모델에 대한 타당성을 검증하지 못했다.

본 연구에서 정의하는 예측모델이란 악취가 발생하는 중고차에서 발생하는 VOCs와 냄새강도 사이의 관계를 설명하는 회귀식이다. 이러한 모델은 선형과 비선형 모델로 구분된다. 본 연구에서는 선형모델을 이용하여 분석하였다. 선형모델의 대표기법인 다중 선형회귀모델은 해석이 용이하고 비교적 간단하여 일반적으로 널리 사용되지만, VOCs 데이터의 경우 인자의 개수가 많고, 인자간의 상관관계

가 존재하는 경우에는 다중공선성으로 인해 회귀계수의 추정치가 불안정해지는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위한 기법으로 Frank et al.[4]는 PCR, PLSR 같이 차원을 축소하는 기법과 능형회귀분석(ridge regression) 또는 Lasso와 같이 치우친(biased) 회귀계수를 이용하는 연구를 하였다.

중요인자 선택과 관련된 연구를 살펴보면, Wold et al.[5]는 인자간의 상관관계가 있는 경우, 중요도(VIP; variable importance in projection) 점수에 기반한 중요 변수 선택방법을 제안했다. Wold et al.[6]는 VIP점수와 PLS의 회귀계수를 이용한 중요 변수 선택방법을 제안했고, Chong and Jun[7]은 PLS, Lasso, 단계별 회귀모델을 이용한 중요변수 선택에 대한 다양한 비교실험을 수행했다. 이외에도 변수 선택에 관련된 다양한 분야의 연구가 수행되고 있다.

2.3 부분최소자승법(PLSR)

PLSR은 독립변수의 수가 종속변수의 수보다 많고 인자간의 상관관계가 높을 때 발생하는 문제들을 다루기 위해 고안된 통계 기법이다. 이러한 문제에 적용할 수 있는 방법으로 앞서 나온 PCR이 있는데, 이 방법은 독립변수들을 주성분 분석하여 나온 주성분과 종속변수 y를 이용하여 회귀분석을 하여 둘 사이의 관계를 도출해 낸다. 즉, PCR에서는 데이터 행렬 X의 변동 대부분을 설명하는 주성분 중 일부를 선택하여 종속변수 y를 설명하는 회귀모형에 사용하는 것인데 반해, PLSR는 주성분 분석과 회귀모형 추정을 동시에 수행한다. PLSR는 평균 조정이 된 데이터를 사용한다. PLSR를 좀 더 구체적으로 표현하면 Fig. 2와 같고 이를 수학적으로 표현한 것이 식 (1)-(3)이다.

PLSR에서는 X(m×n행렬)와 y(m×1행렬)를 동시에 잘 설명하는 T(m×a행렬), W(n×a행렬),

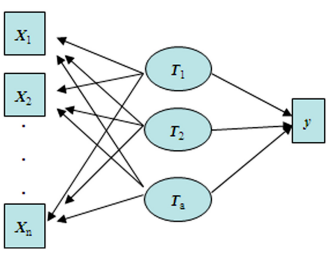

Fig. 2 PLSR algorithm

$$X = TP^T + E \tag{1}$$

$$y = TB^T + F \tag{2}$$

$$T = XW^* \tag{3}$$
$$W^* = W(P^TW)^{-1}$$

P(n×a행렬), B(1×a행렬)를 동시에 도출하는 방법이다. W^*(n×a행렬)는 X로부터 직접적으로 T를 도출하는 새로운 가중치 행렬이다. PCR에서는 식 (1)에 의하여 주성분 스코어를 도출한 후 식 (2)의 회귀계수를 추정하는 두 단계를 별도로 수행하는 것이 다르다 하겠다. 따라서 PLSR와 PCR에서 사용되는 주성분 스코어는 서로 다른 값이며 PLSR에서 사용하는 새로운 변수는 잠재변수(latent variable)라고 한다. PLSR에서는 이와 같이 주성분 스코어를 구함으로써 X의 설명력을 PCR에 비해 약간 희생시키는 대신 y의 설명력을 높일 수 있다. Fig. 2를 보면 X와 y는 각각 a개의 잠재변수 T를 갖는다. 따라서 P와 B는 각각 X와 y에 대응하는 회귀계수이고, E와 F는 각 모델에 해당하는 오차 행렬이다. 일반적으로 독립변수의 수가 종속변수의 수보다 많을 경우 일반적인 회귀분석을 사용할 수가 없다. 하지만 PLSR는 PCR과 마찬가지로 주성분과 비슷한 잠재변수를 사용하여 문제를 해결한다. 그래서 아무리 변수의 수가 많아도 잠재 변수의 수를 적절하게 조정하여 차원을 축소할 수 있어 다수의 VOCs 인자를 갖는 본 연구에 적합하다.

PLSR를 이용한 냄새강도 예측 모델은 식 (3)과 같은 새로운 데이터에 대한 잠재변수행렬을 통해 구하며, y의 예측식은 다음과 같다.

$$\hat{y} = \hat{B}_1 t' + \ldots + \hat{B}_a t'_a = T'\hat{B} \tag{4}$$

아래의 다중회귀모형을 고려할 때,

$$y = X\beta + \epsilon \tag{5}$$

PLSR의 결과로부터 β의 추정치를 다음과 같이 산출할 수 있다.

$$\hat{\beta}_{pls} = W^*\hat{B} = W^*(\hat{T}^T T)^{-1} T^T y \tag{6}$$

결론적으로 PLSR 모형으로부터 y의 추정식을 아

래와 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{y} = T\hat{B} = XW^{*}\hat{B} \tag{7}$$

원래의 독립변수를 직접 사용하는 다중회귀분석에서는 각 변수의 회귀계수 추정치를 바탕으로 중요도를 산정할 수 있다. PLSR 분석에서는 잠재변수를 사용하기 때문에 각 독립변수가 잠재변수에 어떤 영향을 주며 다시 잠재변수들이 종속변수에 어떤 영향을 주는 지를 동시에 고려하여 중요도를 산정할 수 있다. 따라서 j 번째 독립변수의 종속변수에 대한 중요도로 다음과 같은 형태의 척도가 사용될 수 있다.

$$X_j\text{의 중요도} \propto \sum_{a=1}^{A} SSR_a (w_{aj} / \| w_a \|)^2$$
$$j = 1 \ldots n \tag{8}$$

여기서 w_{aj}는 X_j의 t_a에 대한 기여도이고, SSR_a는 a 번째 잠재변수 t_a의 y에 대한 기여도, 즉 t_a에 의해 설명되는 y의 변동으로 간주할 수 있다. $\| w_a \|$ 로 나눈 것은 $\sum_{j=1}^{n} w_{aj}^2$이 1이 되지 않기 때문에 조정하기 위한 것이다. 이에 근거하여 각 독립변수의 중요도 척도로 VIP를 다음과 같이 정의한다.

$$VIP_j = \sqrt{\frac{n}{SSR} \sum_{a=1}^{A} SSR_a (w_{aj} / \| w_{aj} \|)^2} \tag{9}$$

위의 정의에 의하면 다음이 성립하므로,

$$\sum_{j=1}^{n} VIP_j^2 = n \tag{10}$$

식 (10)에 의해 한 독립변수 당 중요도의 평균은 1이 됨을 알 수 있다. 이에 따라 통상 VIP가 1보다 큰 독립변수를 의미있는 변수로 간주한다.

2.4 데이터 수집 및 사전 분석

데이터 수집을 위해 에어컨 악취 발생 차량 8대를 선정하였고, 각 차량의 에어컨 작동 여부에 따라 냄새가 변하는 여부를 판단하기 위해 에어컨 작동시, 미 작동시, 신선 외기 도입시 3개 조건에 대해 가스 채취법을 이용하여 VOCs 농도를 측정하였다. 가스 채취법은 실차 에어벤트(air vent)에 공기를 포집할

Fig. 3 Photo of VOCs collection by using GSB

수 있는 깔대기를 장착하고, GSB(Gas sampling bags)를 부착하여 직접 공기를 포집하는 방법이다. 4개의 에어벤트 중에 가스 포집하는 부분만 깔대기를 장착하고, 나머지 에어벤트는 폐쇄하여 공기량을 증가시킨다. Fig. 3은 Gas sampling bags를 이용하여 실차 가스 포집하는 모습이다.

가스채취법은 Gas sampling bag 만 있으면 포집이 가능하므로 추가의 장비 없이 간편하게 적용할 수 있으나, 가스량을 대량(60L 이상)으로 확보해야 한다는 단점이 있다. 포집된 가스는 악취공정시험법에 규정된 시험 방법에 따라 분석을 진행하는데, 분석 가스 종류별로 전처리 방법과 검출기를 Table 1에 정리하였다.

Table 1 GAS preprocessing method, detection equipment

분석 성분	전처리	검출기
A	붕산 흡수법	UV/VIS
B	황산 흡수법	MSD
C	저온농축	FPD
D	DNPH 카트리지 아세토나이트릴 용매	HPLC
E	저온농축	MSD
F	알카리 흡수법	MSD

Table 2 DATA type of gas detection components

샘플	VOCs 역치값					냄새강도
	X1	X2	X3	…	X39	Y
1	0.00	10.61	0.12	…	4.71	1
2	1.33	23.22	0.20	…	6.95	3
3	0.00	5.86	0.02	…	11.22	5
.	…	…	…	…	…	…
.	…	…	…	…	…	…
24	0.00	4.69	0.00	0.00	14.71	4

실제 Data 형태는 Table 2와 같다. 독립변수 X는 39개 가스별 농도(22대 악취가스+17개 기타가스), 종속변수 y는 5명의 냄새패널이 측정한 24개 관능평가 냄새강도의 평균값이다. 여기서 가스 농도의 단위는 ppb로 실제 가스분석을 하면 200여종의 가스 성분이 검출되며, 이중에 역취값이 존재하는 39개 VOCs에 대해 분석하였다. (환경부 악취방지법에 기재된 22대 악취지정 물질 + 역치값이 존재하는 17개 기타 VOCs)

Data 분석시 VOCs 농도값 데이터로는 가스별 냄새 감지 정도를 판단할 수 없기 때문에 검출된 가스 농도를 최소감지값을 나누어 역치값으로 변환한 값을 사용하였다. 최소감지값은 후각으로 감지할 수 있는 최소의 농도를 나타내는 값으로 식 (11)과 같이 최소감지값을 알면 역치값을 구할 수 있다. 하지만 문헌상이나 연구 결과로 확인할 수 있는 최소감지값은 총 39개로써 추가로 여러 성분의 최소감지값을 확인하기 위해서는 많은 시간과 비용이 소요된다. 역치값은 각각의 검출 성분별 냄새 기여도를 판단할 수 있는 유용한 방법중의 하나이며, 대표 악취 원인 물질을 선정할 때 판단기준으로 사용할 수 있다.

$$\text{역치값} = \frac{\text{검출농도}(ppb)}{\text{최소감지값}(ppb)} \tag{11}$$

분석을 하기에 앞서 총 39개 VOCs 인자중 역치값이 매우 작거나 측정치의 농도가 존재하지 않는 14개 인자를 제외한 25개 VOCs에 대해 서로간의 어느 정도의 상관관계가 존재하는지에 대한 정보를 얻기 위해 사전 분석을 실시하였다. Fig. 4는 VOCs 인자간의 상관관계를 표시하였고, 상관계수가 0.5보다 큰 지점에 대해 붉은점으로 표시하였다. 분석결과 총 300개의 VOCs 조합중 46개의 조합이 상관관계가 상당히 강하다는 것을 알 수 있다. 여기서 300개의 VOCs 조합수는 총 625(25개×25개)개의 조합중 중복되거나 동일한 조합의 경우를 뺀 갯수이다. 예를 들면 (1,1)과 같이 중복되는 경우와, (1,3), (3,1) 동일한 조합은 고려하지 않았다. 이를 통해 서로간의 상관관계가 강한 VOCs가 존재하는 것을 확인하였고 다중공선성 문제를 방지하기 위해 PLSR 적용이 필요하다는 것을 알 수 있다.

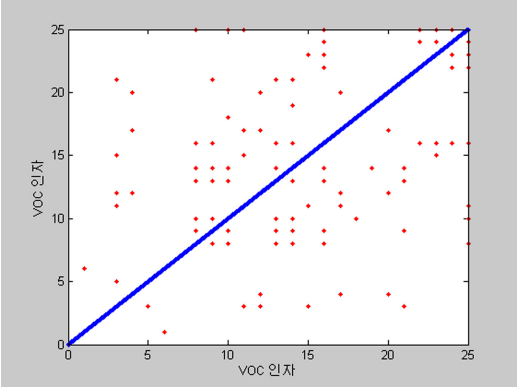

Fig. 4 VOCs correlation

2.5 분석 결과

에어컨 악취가 발생하는 중고차에서 포집된 VOCs 데이터를 PLSR 에 적용하여 냄새 강도 예측 모델을 개발하고 인자별 냄새 유발 영향도를 분석하였다. PLSR를 적용한 이유는 X(24×39행렬), y(24×1행렬) 데이터의 특성상 독립변수의 수가 39개이고 종속변수의 수가 24개이므로 전통적인 통계방법으로 접근이 어려웠기 때문이다. PLSR은 독립변수의 차원축소를 통해 X, y를 동시에 설명하는 잠재변수를 선택후 분석을 실시하는데 이것들은 분석 과정에서 큰 역할을 한다. 잠재변수를 통해 큰 차원의 데이터 행렬을 축소하여 분석이 용이하도록 하며, X와 y의 변동을 동시에 고려할 수도 있다. 따라서 PLSR를 통한 분석시 잠재변수를 몇 개로 할 것인가를 결정하는 일은 매우 중요하다. 잠재 변수를 많이 만들 경우 X, y의 변동을 잘 설명하는 모델을 만들 수 있지만, 과적합으로 인해 예측력이 떨어 질 수 있으며, 차원축소의 의미가 사라지게 된다. 하지만 너무 조금 만들 경우 X, y의 변동에 대한 설명력이 떨어져 무의미한 모델이 만들어지게 된다. 따라서 본 연구에서는 Fig. 5와 같이 교차 타당성검사(cross validation) 방법을 이용하여 평균 제곱합 오차가 안정화 되는 지점인 3개로 잠재변수의 갯수를 선택한다. 교차 타당성검사란 전체 데이터를 랜덤하게 k등분하여 k-1개의 샘플은 Training Data로써 예측모델 개발을 위한 용도로 사용하고, 나머지 하나의 샘플인 Test Data는 모델의 성능 테스트를 위해 사용하여, 프로세스의 각 스텝마다 각 부분으로부터 나온 결과는 하나의

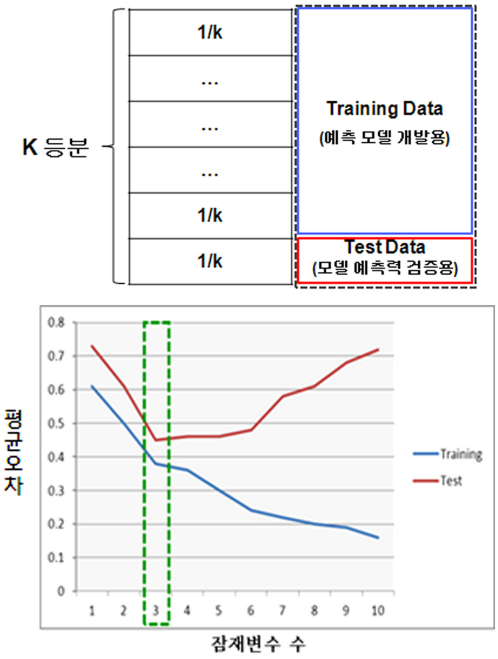

Fig. 5 Decision of latent variable using CV

평가 지표로 만들기 위해 평균을 구하며, 이를 이용해 모델의 타당성 여부를 확인한다.

본 논문에서는 냄새강도 모델의 전반적인 예측정확도를 비교하는 척도로써 평균절대오차(MAD; mean absolute deviation)를 사용하였고 식 (12)와 같다.

$$MAD = \sqrt{\frac{(y_i - \hat{y_i})}{n}} \quad (12)$$

$\hat{y} = i$ 번째 샘플의 실제 냄새 강도

$y = i$ 번째 샘플의 추정 냄새 강도

PLSR를 이용한 냄새강도예측 모델식을 만들면 식 (13)와 같고 총 39개의 VOCs 변수로 구성되어 있다. 추정된 회귀모형은 새로운 데이터에 대한 예측력을 확인하기 위해 전체 데이터를 랜덤하게 Training Data & Test Data 의 비율을 70%, 30% 로 나누었다.

$$y = A_0 + \sum_{i=1}^{39} A_i X_i \quad (13)$$

y : 냄새강도

A_i : i 번째 악취가스 회귀계수

X_i : i 번째 악취가스 역치값

Table 3 MAD of MR & PLS model

		MR	PLS	목표치
모형적합도(R^2)		0.59	0.77	0.7 ↑
MAD	Training	0.39	0.34	0.49 ↓
	Test	0.65	0.38	

제안방법의 타당성을 검증하기 위해 동일한 데이터를 전통적인 회귀방식인 MR 에 적용한 후 PLSR 결과와 비교하였다. Table 3의 MAD 결과를 통해 PLSR 방법이 MR방법에 비해 예측 성능이 높고 강건한 방법이라는 것을 알 수 있다. 또한 PLSR을 통해 만들어진 모델에 새로운 Test Data를 적용한 경우 냄새강도 예측성능이 목표치인 0.49 이하를 만족하는 것을 알 수 있다. 예측모형의 모형적합도의 경우 PLSR 모델이 77%로써 냄새강도를 추정하는데 신뢰할 수 있는 방법이라고 할 수 있다. 참고로 목표치를 설정한 근거는 y값들이 패널들에 의한 감성평가 결과이기 때문에 평가자들의 결과 편차를 고려했을 때 모형적합도가 0.7 이상으로 결정하였으며, MAD의 경우 y값들의 0~5단계 사이의 1레벨 단위로 값들로 선정되기 때문에 추정된 값들에 대한 레벨 결정 시 반올림 기준인 0.49이하로 결정하였다.

중요도 분석을 통한 VOCs 인자별 냄새 유발 영향도 결과는 Fig. 6과 같다. Fig. 6은 차량 8대에서 채체한 냄새 성분에 대해 PLSR 분석을 하여 총 39개 VOCs에 대한 VIP(중요도) 값을 순서대로 나타냈다. 총 39개 VOCs 중 11개 인자는 VIP가 1보다 큰 중요 인자로 붉은색으로 표시하였고, 나머지 28개 인자는 VIP 값이 1보다 작아서 상대적으로 중요하지 않는 인자로 분류되었다. 앞서 언급한 바와 같이 통상

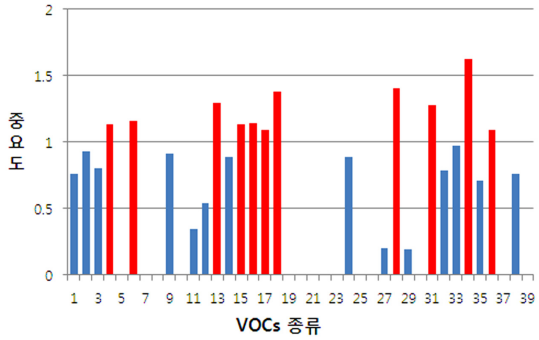

Fig. 6 VIP of each component

Table 4 VIP value of each component

1	0.76	6	0.91	11	1.13	16	0.20	21	0.97
2	0.93	7	0.35	12	1.14	17	1.40	22	1.62
3	0.80	8	0.54	13	1.09	18	0.19	23	0.71
4	1.13	9	1.29	14	1.38	19	1.28	24	1.09
5	1.16	10	0.89	15	0.89	20	0.79	25	0.76

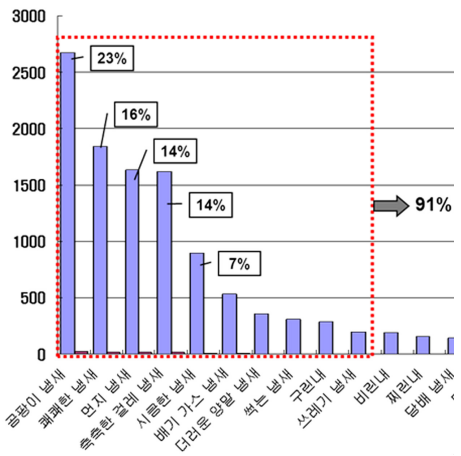

Fig. 7 Survey results of the number of 4,010 customers

적으로 VIP가 1이 넘는 경우 상대적으로 영향도가 큰 인자 이므로 냄새 개선시 이들에 대한 집중적 관리가 요구된다.

Fig. 7에서 조사된 내용을 살펴보면 Lee and Kim[8]는 고객 4,010명의 설문을 통하여 중고차에서 발생하는 대표 10대 냄새를 선정하였고, 검출된 200 여 가지의 VOCs 중 원인 물질을 선정하여 다시 조합하는 과정을 통하여 동일한 냄새를 재현함으로써 대표 원인 물질을 규명하였다. 이중 중요도 분석을 통해 얻은 11개의 중요 인자가 대표 원인 물질과 동일하다는 사실을 확인함으로써 제안 방법의 타당성을 확인하였다.

Table 4는 역치값이 존재하는 총 25개의 VOCs에 대한 VIP 값을 표현하였고, 22번 인자가 VIP가 1.62로써 냄새 유발에 가장 큰 영향을 미친다고 할 수 있다. 또한 식 (9)의 특성상 VIP 값들의 제곱합의 평균은 1이 됨을 알 수 있다.

참고로 PLSR 분석시 사용한 소프트웨어는 Eigenvector reseach incorporated에서 개발한 PLS matlab tool box Version 4.0이다.

3. 결 론

본 연구결과를 통한 학문적 성과는 최신 통계 기법인 PLSR 방법을 이용하여 에어컨 냄새에 영향을 미치는 VOCs 데이터와 관능평가를 통해 얻어진 냄새강도 사이의 함수관계를 정립하였고, 중요도 분석을 통해 영향도가 큰 인자를 선정하였다는 점이다. 제안방법의 타당성을 검증하기 위해 동일한 데이터를 전통적인 회귀방식인 MR에 적용한 후 PLSR의 예측 결과와 비교하였다. 검토 결과, PLSR 이 MR에 비해 회귀 모델의 모형적합도 및 MAD가 높게 나왔고, 목표치도 동시에 달성하였다. 또한 중요도 분석을 통해 도출된 11개 인자가 실차에서 발생하는 냄새를 재현시 사용한 대표 원인 물질과 동일하다는 사실을 확인함으로써 제안 방법이 타당하다는 것을 확인하였다.

본 연구결과를 통한 기술적 성과는 다음과 같다. 첫째, 냄새강도 예측모델을 통해 정량적인 냄새평가가 가능해졌다. 기존에는 후각(코)에 의한 평가로 동일한 냄새라도 평가자 간의 편차가 매우 심해서 냄새평가 시험법 표준화가 어려웠다. 또한 사람에 의한 반복 평가시 냄새 성분의 유해성에 대한 우려도 컸다. 본 연구에서 개발된 냄새강도 예측모델을 자동차용 전자코에 적용한다면 강도값에 대한 신뢰성있는 정량적 결과를 얻을 수 있을 것이다.

둘째, 냄새에 영향을 주는 VOCs별 중요도를 분석함으로써 특정 VOCs를 제거할 수 있는 타깃필터 개발을 제안할 수 있다. 기존 공조필터는 먼지만 여과되고 냄새제거 기능이 없고, 냄새를 제거하기 위해 파티클에 활성탄을 첨부한 콤비네이션 필터가 개발되었지만, 활성탄 특성상 냄새 가스성분 뿐만 아니라 모든 가스 성분을 흡착함으로써 쉽게 포화상태에 이르게 된다. 또한, 포화상태에서 온도가 올라가면 포집된 가스를 한번에 방출함으로써 2차적인 냄새의 원인이 되기도 한다. 이에 VIP가 1보다 큰 중요 냄새 관련 특정 VOCs를 선정하여 해당 VOCs만 포집한다면 필터 수명도 연장되면 냄새 문제도 해결할 수 있을 것이다.

추후 연구 방향은 다음과 같다.

첫번째는 역치값이 존재하는 VOCs 변수 데이터를 추가함으로써 냄새강도 예측모델의 모형적합도

를 올리는 것이다. 물론 전문 냄새패널 구성을 통한 신뢰성있는 냄새 감성평가 결과가 제공된다는 가정이 이루어져야 할 것이다.

두번째는 신뢰성있는 데이터를 추가로 확보함으로써 사람이 느끼는 냄새의 종류를 분류하는 통계적 방법론을 제안한다. 이것이 가능한 것은 냄새에 대한 불만 고객들의 표현이 몇가지로 한정된다는 사실이다. 실제로 Lee and Kim[8]는 총 4,010명에 대해 고객이 불만하는 10대 악취를 선정하였다.

세 번째는 공조 이외의 실내 내장재, 시트 등의 자동차 분야에 이번 연구결과를 적용함으로써 활용범위를 넓히고 강건성을 향상시키는 것이다.

References

1) R. B. Simmons, L. J. Rose, S. A. Crow and D. G. Ahearn, “The Occurrence and Persistence of Mixed Biofilms in Automobile Air Conditioning Systems,” Current Microbiology, Vol.39, pp.141-145, 1999.
2) T. Yee and M. Kim, “Comparison and Investigation on Car Air Conditioning Evaporator with and without Coating,” The Korean Society of Analytical Sciences, Vol.1, pp.186-187, 2008.
3) K. Uchiyama, O. Kasebe, K. Kobayashi, S. Sato and H. Ito, “Analysis for Adsorbed Odor from Car Air Conditioner Evaporator,” JSAE Annual Congress, Vol.37, No.3, pp.1-4, 2003.
4) I. E. Frank and J. H. Friedman, “A Statistical View of Some Chemometrics Tools,” Technometrics, Vol.35, pp.109-135, 1993.
5) S. Wold, E. Johansson and M. Cocchi, PLS-partial Least Squares Projections to Latent Structures, ESCOM Science Publishers, Leiden, Vol.3, pp.23-550, 1993.
6) S. Wold, M. Sjöström and L. Eriksson, “PLS-regression: A Basic Tool of Chemometrics,” Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol.58, pp.109-130, 2001.
7) I. G. Chong and C. H. Jun, “Performance of Some Variable Selection Methods when Multicollinearity Is Present,” Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol.78, pp.103-112, 2005.
8) T. H. Lee, J. W. Kim and S. J. Park, “A Studies on the Identification of the Malodor Compounds Emitted from a Used Car Air Conditioning Units,” Hyundai Motor Journal, 2012.