Journal of the Ergonomics Society of Korea
Vol. 29, No. 4 pp.631-637, August 2010 DOI:10.5143/JESK.2010.29.4.631

러프집합이론을 중심으로 한 감성 지식 추출 및 통계분석과의 비교 연구

홍승우[1] · 박재규[1] · 박성준[2] · 정의승[1]

[1]고려대학교 정보경영공학과 / [2]남서울대학교 산업경영공학과

Knowledge Extraction from Affective Data using Rough Sets Model and Comparison between Rough Sets Theory and Statistical Method

Seungwoo Hong[1], Jaekyu Park[1], Sungjoon Park[2], Eui S. Jung[1]

[1]Department of Information Management Engineering, Korea University, Seoul, 136-713
[2]Department of Industrial and Management Engineering, Namseoul University, Cheonan, 331-707

ABSTRACT

The aim of affective engineering is to develop a new product by translating customer affections into design factors. Affective data have so far been analyzed using a multivariate statistical analysis, but the affective data do not always have linear features assumed under normal distribution. Rough sets model is an effective method for knowledge discovery under uncertainty, imprecision and fuzziness. Rough sets model is to deal with any type of data regardless of their linearity characteristics. Therefore, this study utilizes rough sets model to extract affective knowledge from affective data. Four types of scent alternatives and four types of sounds were designed and the experiment was performed to look into affective differences in subject's preference on air conditioner. Finally, the purpose of this study also is to extract knowledge from affective data using rough sets model and to figure out the relationships between rough sets based affective engineering method and statistical one. The result of a case study shows that the proposed approach can effectively extract affective knowledge from affective data and is able to discover the relationships between customer affections and design factors. This study also shows similar results between rough sets model and statistical method, but it can be made more valuable by comparing fuzzy theory, neural network and multivariate statistical methods.

Keywords: Customer affection, Rough sets model, Statistical method

1. 서 론

감성공학은 인간의 감성을 정성, 정량적으로 측정 및 평가하고 이를 제품이나 환경 설계에 응용하여 보다 편리하고 안락하며 안전하게 더 나아가 인간의 삶을 쾌적하게 하고자 하는 기술이다. 즉, 고객의 감성과 제품 설계 요인과의 연관성을 파악하여 신제품을 개발하는 데 활용할 수 있다 (Nagamachi, 2008). 특히 감성공학은 요인분석, 군집분석, 회귀분석과 같은 다변량 통계기법을 사용하여 감성 데이터

교신저자: 정의승
주 소: 136-713 서울시 성북구 안암동 5가 1번지, 전화: 010-8746-3391, E-mail: ejung@korea.ac.kr

를 분석하고 있으나, 최근 들어 신경망이론이나 퍼지이론과 같은 의사결정 알고리즘을 활용하여 고객의 감성을 정량화 하려는 시도가 이루어지고 있다. 특히 피실험자의 생체 데이터를 신경망이론에 적용하여 감성 추론 모델개발에 이용하고 있다(이동훈 외, 2006).

또한 퍼지이론을 통해 복합속성을 갖는 감성 데이터의 상관성을 고려하여 감성 데이터를 분류하는 연구가 있으며(손창식 외, 2004), 차원을 줄이기 위해 Fuzzy 주성분분석을 감성 평가에 활용하고 있다(Yan et al., 2008).

기존 연구에서 감성 데이터는 항상 정규분포를 가정할 수 없으며, 비선형성과 불확실성을 내포하기 때문에 의사결정 알고리즘으로 감성 데이터를 분석하는 것이 효과적이다. 일반적으로 감성을 Big-Small이 아닌 Beautiful-not beautiful과 같은 반의어로서 평가한다면, 이때 감성은 비선형적인 특징을 가진다고 할 수 있기 때문에 정규분포를 가정한 통계적 방법으로 감성 데이터를 분석하는 데 다소 어려움이 있다고 할 수 있다(Nagamachi et al., 2006). 따라서 불확실하고 애매모호한 성격을 갖는 데이터를 분석하는 데 있어서 합리적이고 효과적인 방법은 러프집합이론이라 할 수 있다. 1980년대 초에 Z. Pawlak에 의해 소개된 러프집합이론은 어떤 집합에서 확실하게 분류되는 하한근사(Lower Approximation)와 불확실하게 분류되는 상한근사(Upper Approximation)를 집합이론을 통해 분류하게 된다. 하한근사와 상한근사에 따라 경계영역(Boundary Region)을 계산하고 유한집합인 동시에 전체집합인 U와 그 안에서의 동치관계들의 모임 R에 대해 수식으로 나타낼 수 있다. R이 U의 동치관계이면 U/R은 R의 모든 동치류(Equivalence Class)들의 집합(또는 R에 의한 U의 분류)을 말하고 이를 R의 범주(Category of R) 또는 R의 개념(Concept of R)이라고 하며 $[x]_R$은 원소 $x \in U$를 포함하는 범주를 나타낸다(서완석, 김재련, 2005). 다음 그림 1은 러프집합의 근사영역에 대한 이해를 돕기 위해 그림으로 나타내었다.

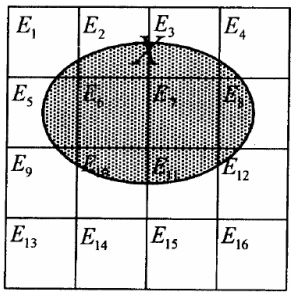

그림 1. 러프집합이론의 근사영역

$E1$부터 $E16$까지 구성된 전체 유한집합에서 X라는 러프집합의 하한근사는 [$E6$, $E7$], 상한근사는 [$E1$, $E2$, $E3$, $E4$, $E5$, $E6$, $E7$, $E8$, $E9$, $E10$, $E11$, $E12$], 경계영역은 상한근사와 하한근사의 차이인 [$E1$, $E2$, $E3$, $E4$, $E5$, $E8$, $E9$, $E10$, $E11$, $E12$]으로 나타낼 수 있다. 또한 러프집합이론에서 하한근사를 긍정영역(Positive Region), 상한근사를 부정영역(Negative Region)으로 표현하기도 한다(유재진, 김재련, 2003).

본 연구에서는 러프집합이론을 통해 감성 데이터를 분석하였다. 이러한 방법은 Decision Table로 구성된 감성 데이터를 분석할 경우, 불필요한 조건속성 및 중복되는 규칙을 제거할 수 있으며 감성 지식을 추출할 수 있는 장점을 지니고 있다(Pawlak, 1991). 이에 따라 고객 감성에 있어서 러프집합이론을 제품 평가 및 분석에 활용하고 있는 추세이며, 러프집합이론은 고객의 감성과 설계변수간의 연관성을 파악하는데 적극 활용되고 있다.

따라서 본 연구에서는 실험으로 측정된 감성 데이터를 분산분석(ANOVA), 사후분석을 이용한 통계분석 결과와 러프집합이론의 분석 결과를 비교하여 서로간의 어떠한 차이가 있는지를 알아보고자 한다.

2. 연구 방법

본 연구는 에어컨에 대한 향기 및 소리에 대한 감성 데이터를 얻기 위해서 에어컨의 사용환경 도출을 위한 사전 실험을 실시하였다. 사전 실험을 통해 에어컨의 최적 온도 및 습도, 최적 향기 분출 시점을 파악하였다. 사전문헌연구와 시장조사를 통해 70가지의 향기 중 선호도, 대중성, 경제성, 감성 적합성 평가 요소에 따라 최종적으로 4가지의 향기로 본 실험을 실시하였다. 향기 및 소리 나는 에어컨에 대한 감성 평가는 여름철 평균 온도인 영상 32°와 습도 53%를 기준으로 실시하였고 이 감성 데이터를 통계분석 및 러프집합이론 분석에 적용하였다. 독립변수로는 4개 수준의 향기와 4개 수준의 소리로 구성하였으며, 종속변수는 감성 선호도를 100점 만점을 기준으로 측정하였다. 다음 그림 2는 향기 및 소리의 수준을 보여주고 있다.

그림 2과 같이, 4개 수준의 향기는 각각 오렌지스윗, 미모사, 페퍼민트, 멜리사이고 4개 수준의 소리는 각각 Soft_all, Soft_bird, Soft_music, Soft_wind-only이었다.

실험은 에어컨이 작동되고 온도와 습도가 일정하게 유지된 상태에서 각 향기에 해당하는 4개의 Booth를 설치하고 각각의 향기 수준과 소리 수준의 조합 16개 조합을 Random한 순서로 나열한 뒤, 피실험자에게 각 향기 Booth

그림 2. 향기 및 소리 대안

에 들어가게 한 후, 한 Booth에서 머무는 동안 헤드셋을 이용하여 소리를 평가하게 한다.

다음 그림 3은 소리 및 향기 나는 에어컨 실험 진행 과정을 보여주고 있다.

그림 3. 실험 진행 과정

실험계획은 Within-Subject Design을 이용하였고 실험에 참가한 피실험자는 총 16명이며, 이들의 평균 나이는 29.5세이다. 본 연구는 Dominance-based rough sets model을 활용하여 감성 데이터를 분석하고 이를 통계분석과 비교하였다(Zhai et al., 2009). Dominance-based rough sets model은 러프집합이론의 한가지 방법으로서, Decision Table의 불필요한 조건속성 및 중복되는 규칙을 제거하고 감성 지식을 추출하여 감성과 설계 요인간의 연관성을 파악하는데 활용된다. 또한 조건속성의 Category Score와 Preference Order, Inconsistency 개념을 통해 감성 데이터의 모호성을 파악하고 감성 선호도의 우선순위를 파악할 수 있다. 위의 그림 4는 본 연구의 진행 절차를 보여주고 있다.

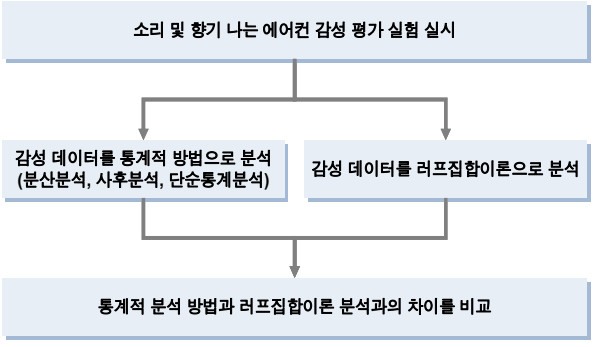

그림 4. 연구 진행 절차

그림 4와 같이, 실험에서 추출된 에어컨 감성 데이터를 통계분석과 러프집합이론 분석과의 비교를 통해 서로간의 어떠한 차이가 있는지를 파악하고자 한다.

3. 연구 결과

3.1 분산분석 및 SNK 사후분석

소리 및 향기 나는 에어컨 감성 데이터를 분산분석 및 사후분석을 통해 유의한 독립변수와 우수한 최적 실험 조합을 파악할 수 있다. 다음 표 1은 소리 및 향기 나는 에어컨 감성 선호도에 대한 분산분석 결과이다.

표 1. 분산분석 결과

	DF	SS	MS	F-value	*P*-value
피실험자	15	35289.06	2352.60		
향기	3	27016.40	9005.47	19.89	0.0001*
향기*피실험자	45	20380.47	452.90		
소리	3	4271.09	1423.70	8.63	0.0001*
소리*피실험자	45	7425.78	165.02		
향기*소리	9	2573.44	285.94	3.39	0.0009*
향기*소리*피실험자	135	11404.69	84.48		

*: 유의수준 0.05에 대한 유의한 변수

표 1과 같이, 향기, 소리, 향기*소리의 교호작용이 모두 통계적으로 유의한 차이를 보였다. 또한 SNK(Student Neuman-Keuls) 사후분석 결과를 통해, 감성 선호도의 최적 수준 조합을 알아보았고 다음 표 2와 같다.

표 2. SNK 그룹핑

	향기	소리
A그룹	오렌지스윗, 페퍼민트	Soft_bird, Soft_wind-only
B그룹	미모사	Soft_all
C그룹	멜리사	Soft_music

표 2와 같이, 향기의 경우, 오렌지스윗, 페퍼민트가 우수하였고, 소리의 경우, Soft_bird, Soft_wind-only가 우수하였다. 또한 소리와 향기 조합의 평균 점수를 통해 우수한 최적

조합을 찾을 수 있다. 다음 그림 5는 소리 및 향기 조합에 따른 평균 점수를 보여준다.

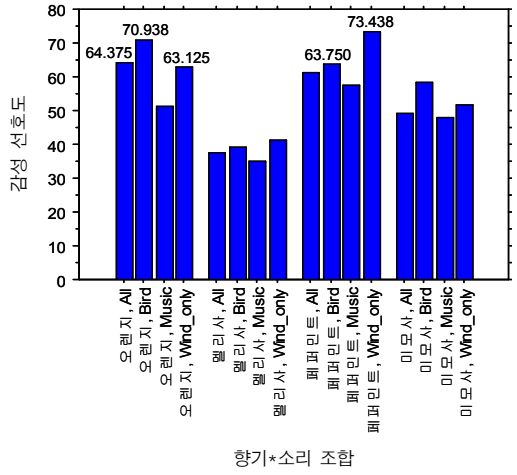

그림 5. 소리 및 향기 조합에 따른 평균 점수

그림 5와 같이, 감성 선호도 측면에서 페퍼민트와 Soft_wind-only의 조합, 오렌지스윗과 Soft_bird의 조합이 가장 우수하다고 분석되었다.

3.2 러프집합이론 분석

러프집합이론은 감성 데이터를 Decision Table로 표현할 수 있으며, 다음 표 3과 같이 나타낼 수 있다.

표 3. 감성 데이터의 Decision Table

규칙	Subject	향기	소리	선호도
X1	S1	멜리사	Soft_all	20
X2	S2	멜리사	Soft_all	50
X3	S3	멜리사	Soft_all	10
X4	S4	멜리사	Soft_all	20
X5	S5	멜리사	Soft_all	55
X6	S6	멜리사	Soft_all	35
X7	S7	멜리사	Soft_all	45
X8	S8	멜리사	Soft_all	40
:	:	:	:	:

표 3과 같이, 러프집합이론에서는 독립변수를 조건속성으로 간주하고, 종속변수를 결정속성으로 간주한다. 따라서, 소리와 향기는 조건속성이 되고 감성 선호도는 결정속성이 된다. 규칙의 경우, 4개의 향기변수와 4개의 소리변수 조합인 16개의 실험 수준에 16명의 피실험자의 반복 데이터의 조합인 총 256개의 규칙으로 정의할 수 있다. 따라서 규칙이라 함은 실험조건과 반복 데이터의 조합으로 표현할 수 있다(변증남, 방원철, 2001).

표 3에서 동일한 변수를 갖는 X1, X2, X3, X5, X6, X7, X8은 감성 선호도에서 각각 20, 50, 10, 55, 35, 45, 40으로 다르다는 것을 알 수 있으며, 러프집합이론에서는 동일한 조건속성을 갖는 데이터가 서로 다른 결정속성값을 가질 때 Type I inconsistency라 한다(Zhai et al., 2009). 즉, 감성 데이터는 애매모호성이 존재한다고 할 수 있다.

Decision Table을 통해 Category Score를 산정할 수 있으며, Category Score는 공식 1과 같다.

$$Score_{Att}(Cat) = \frac{1}{N}\sum D_{Att}(Cat) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{ 공식(1)}$$

공식 1에서 N은 실험조건의 수준에 해당하는 전체 데이터 수를 말하며, 멜리사, Soft_all의 Category Score는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$Score_{향기}$(멜리사) = (20 + 50 + 10 + … + 50) / 64 = 38.28
$Score_{소리}$(Soft_all) = (20 + 50 + 10 + … + 60) / 64 = 53.13

Category Score를 남은 소리와 향기에도 적용해 정리하면, 다음 표 4와 같이 정리할 수 있다.

표 4. Category Score와 Preference Order

향기		소리	
페퍼민트	63.98	Soft_bird	58.13
오렌지스윗	62.42	Soft_wind-only	57.42
미모사	51.88	Soft_all	53.13
멜리사	38.28	Soft_music	47.89

표 4와 같이, 향기의 경우, 페퍼민트, 오렌지스윗, 미모사, 멜리사 순으로 감성 선호도 결과가 우수하다는 것을 알 수 있고 소리의 경우, Soft_bird, Soft_wind-only, Soft_all, Soft_music 순으로 감성 선호도 결과가 우수하다는 것을 알 수 있다.

또한 일반적인 통계분석이 빈도수(가중치)를 이용하여 평균 및 표준편차로 지식을 추출하는 데 반해, 러프집합이론은 중복되는 규칙을 제거하여 지식의 감축 및 지식 추출이 가능하다. 따라서, 다음 표 5와 같이, 중복되는 규칙을 제거할 필요가 있다.

표 5. Decision Table에서 중복되는 규칙 제거

규칙	Subject	향기	소리	선호도
X2	S10	멜리사	Soft_all	55
:	:	:	:	:
X5	S13	멜리사	Soft_all	20
X6	S14	멜리사	Soft_all	55
:	:	:	:	:
X15	S8	멜리사	Soft_all	40
X16	S9	멜리사	Soft_all	55
:	:	:	:	:

표 5와 같이, 동일한 조건속성을 갖는 규칙 중에 감성 선호도가 55점을 갖는 규칙 X2, X6, X16은 러프집합이론 속성에 따라 중복되는 규칙 3개 중 2개를 제거하게 된다. 따라서 256개의 규칙 중 157개의 규칙이 중복되어 이를 제거하고 총 99개 규칙으로 감축되었다.

러프집합이론은 집합의 근사화 이론을 통해 지식을 분류하게 되며, 하한근사 ($\underline{P}$)는 지식 P내에 X의 원소로 확실하게 분류되는 U의 모든 원소들의 집합, 상한근사 ($\overline{P}$)는 지식 P내에서 X의 원소로 분류될 가능성이 있는 U의 원소들의 집합이다. 경계영역은 지식 P로서 X 또는 $-X$의 어느 집합으로도 분류될 수 없는 원소들의 집합이다. 이러한 러프집합이론의 근사화 성질을 이용하여 감성 데이터를 분류하는 기준을 정한다. 이러한 근사화를 이용하여 하한근사 공식 2, 상한근사 공식 3, 경계영역 공식 4를 표현하면 다음과 같다(Zhai et al., 2009).

P−lower approximation of $Cl_{t}^{\geq}$ ····· 공식(2)

$$\underline{P}(Cl_{t}^{\leq}) = \{x \in U : D_{p}^{-}(x) \subseteq Cl_{t}^{\leq}\}$$

P−upper approximation of $Cl_{t}^{\geq}$ ····· 공식(3)

$$\overline{P}(Cl_{t}^{\leq}) = \{x \in U : D_{p}^{+}(x) \cap Cl_{t}^{\leq} \neq \phi\}$$

P−boundary of $Cl_{t}^{\geq}$ ····· 공식(4)

$$Bnp(Cl_{t}^{\leq}) = \overline{P}(Cl_{t}^{\leq}) - \underline{P}(Cl_{t}^{\leq})$$

위의 공식 2, 3, 4에서 t는 감성 선호도값(결정속성값)을 말하며, 근사화 공식을 이용하여 P−하한근사와 P−상한근사, P−경계영역을 구할 수 있다.

또한 15점부터 100점 사이의 감성 선호도값을 대상으로 한 감성 분할품질(Quality of Partition)값을 계산하게 되고 감성 분할품질은 15점부터 100점 사이의 감성 선호도 점수 중에 우수한 감성 품질을 분할하고 감성 지식을 추출하는 기준으로 활용하게 된다. 즉, 감성 분할품질은 감성 선호도 점수 몇 점부터 우수한 감성 품질이라 할 수 있는지를 결정하게 된다.

감성 분할품질을 구하는 식은 다음 공식 5와 같으며, t는 감성 선호도값을 말하고 U는 전체 유한집합을 말하고 이는 감축된 최종 규칙을 말한다. 즉, U는 99개의 규칙이라 할 수 있다.

$$Bnp(Cl_{t}^{\leq}) = \overline{P}(Cl_{t}^{\leq}) - \underline{P}(Cl_{t}^{\leq}) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{ 공식(5)}$$

다음 표 6은 공식 5를 활용하여 감성 선호도값에 해당하는 감성 분할품질값을 정리한 것이다.

표 6. 감성 선호도에 해당하는 분할품질

$r(Cl_{100}^{\geq})$	0.990	$r(Cl_{50}^{\geq})$	0.990
$r(Cl_{90}^{\geq})$	0.949	$r(Cl_{45}^{\geq})$	0.970
$r(Cl_{80}^{\geq})$	0.909	$r(Cl_{40}^{\geq})$	**1.000**
$r(Cl_{75}^{\geq})$	0.909	$r(Cl_{35}^{\geq})$	0.960
$r(Cl_{70}^{\geq})$	0.929	$r(Cl_{30}^{\geq})$	0.980
$r(Cl_{65}^{\geq})$	0.949	$r(Cl_{25}^{\geq})$	0.990
$r(Cl_{60}^{\geq})$	0.980	$r(Cl_{20}^{\geq})$	0.990
$r(Cl_{55}^{\geq})$	0.990	$r(Cl_{15}^{\geq})$	0.949

표 6과 같이, 감성 선호도 40점을 기준으로 분할하였을 경우, 가장 큰 감성 분할품질값(1.000)을 갖기 때문에 감성 지식을 추출하기 위한 효과적인 분류의 기준으로 삼을 수 있다. 따라서 감성 선호도 40점 이상부터 감성 지식을 추출하는데 실제 활용할 수 있으며, 감성 분할품질을 이용하여 감성 지식을 추출하면 총 16개의 실험조건(향기 4, 소리 4) 중에 5개의 실험조건이 최종 감성 지식을 추출하는데 활용하게 된다. 다음 표 7은 최종적으로 추출된 감성 지식을 보여주고 있다.

표 7과 같이, 5개의 실험조건이 우수한 감성 지식으로 추출되었으며, 오렌지스윗과 Soft_bird 조합은 감성 선호도값이 55점 이상으로 우수한 결과를 보였고 페퍼민트와

표 7. 러프집합을 이용한 감성 지식 추출

향기(오렌지스윗) and 소리(Soft_wind-only) ↔ 선호도 ≥ 40
향기(페퍼민트) and 소리(Soft_all) ↔ 선호도 ≥ 40
향기(페퍼민트) and 소리(Soft_bird) ↔ 선호도 ≥ 50
향기(오렌지스윗) and 소리(Soft_bird) ↔ 선호도 ≥ 55
향기(페퍼민트) and 소리(Soft_wind-only) ↔ 선호도 ≥ 60

Soft_wind-only 조합은 감성 선호도값이 60점 이상으로 우수한 결과를 보였다. 즉, 페퍼민트와 Soft_wind-only 조합은 16명의 피실험자 중 단 1명의 피실험자도 60점 미만의 감성 선호도값으로 평가 하지 않았다는 의미이기 때문에 우수한 감성 선호도 결과가 도출되었다고 할 수 있다.

3.3 분산분석 및 사후분석과 러프집합이론과의 비교

두 방법간의 차이에 대해 분석한 결과, 분산분석의 경우, 향기, 소리, 향기*소리 교호작용이 모두 유의한 차이를 보였다. SNK 그룹핑에서는 향기의 경우, 오렌지스윗과 페퍼민트가 우수한 결과를 보였으며, 소리의 경우, Soft_bird, Soft_wind-only가 우수한 결과를 보였다. 또한 소리 및 향기의 조합 평균 점수에서 페퍼민트와 Soft_wind-only의 조합과 오렌지스윗과 Soft_bird의 조합이 가장 우수한 결과를 보였다. 러프집합이론 분석 결과, 향기 측면에서는 오렌지스윗과 페퍼민트가 우수하다는 결과를 보였으며, 특히, 페퍼민트와 Soft_wind-only의 조합과 오렌지스윗과 Soft_bird의 조합이 가장 우수한 결과를 보였다. 러프집합이론 분석이 분산분석 및 사후분석과 유사한 결과를 보였으며, 다음 표 8은 소리 및 향기의 조합 평균 점수의 순위와 러프집합이론으로 감성 지식을 추출하여 우수한 결과를 보인 소리 및 향기 조합 순서를 나열한 것이다.

표 8과 같이, 페퍼민트와 Soft_wind-only 조합, 오렌지스윗과 Soft_bird 조합은 통계분석 결과와 러프집합이론 분석 결과가 동일하였으나, 나머지 3개의 결과는 다소 상이한 결과를 보였다. 특히, 3순위에서 오렌지스윗과 Soft_all 조합의 표준편차가 페퍼민트와 Soft_bird 조합의 표준편차보다 큰 것을 알 수 있다. 또한 전반적으로 러프집합이론을 활용하여 감성 지식을 추출한 경우의 표준편차가 통계분석을 활용하여 감성 지식을 추출한 경우의 표준편차보다 작은 것을 알 수 있다. 따라서 일반적인 통계분석이 극단적인 소수의 감성 선호 데이터를 존중하고 분석하는 데 반해, 러프집합이론은 극단적인 소수의 감성 선호 데이터를 제거하고 데이터를 일관성 있게 만들어주기 때문에 통계방법과 러프집합이론간에는 근본적 차이가 존재한다고 할 수 있다.

표 8. 소리 및 향기 조합평균과 러프집합이론 분석 결과 비교

순위	감성 선호도 평균	러프집합이론
1	페퍼민트 & Soft_wind-only (15.572)	페퍼민트 & Soft_wind-only (15.572)
2	오렌지스윗 & Soft_bird (12.145)	오렌지스윗 & Soft_bird (12.145)
3	오렌지스윗 & Soft_all (20.736)	페퍼민트 & Soft_bird (12.042)
4	페퍼민트 & Soft_bird (12.042)	페퍼민트 & Soft_all(16.257) 오렌지스윗 & Soft_wind-only (18.257)
5	오렌지스윗 & Soft_wind-only(18.257)	

( ): 실험 수준에 해당하는 표준편차

4. 논의 및 추후 연구

본 연구는 소리와 향기로 이루어진 에어컨의 감성 데이터를 의사결정 알고리즘 중의 하나인 러프집합이론을 활용하여 분석하였으며, 이를 통계적인 분석방법인 분산분석 및 SNK 사후분석 결과와 비교하여 서로간의 어떠한 차이가 있는지를 알아보고자 하였다.

본 연구에서 제안한 러프집합이론의 연구 절차를 상세화하면 다음 그림 6과 같다.

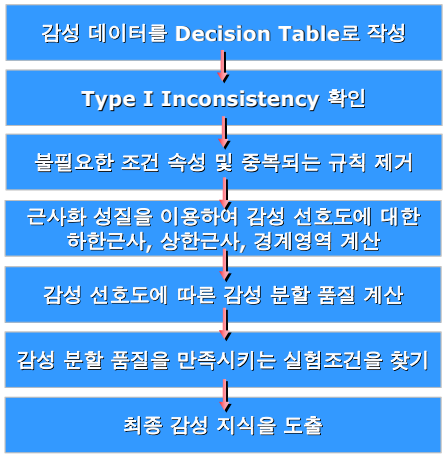

그림 6. 러프집합이론의 절차 상세화

그림 6과 같이, 실험에서 얻은 감성 데이터를 조건속성, 결정속성, 규칙으로 구성된 Decision Table로 작성하고 Type I Inconsistency를 통해 동일한 조건속성을 갖는 서로 다른 결정속성값에 대한 감성 데이터의 모호성을 확인한다. 실험조건과 피실험자의 반복 데이터로 구성된 감성 데

이터의 중복되는 규칙을 제거하고 러프집합이론의 근사화 성질을 이용하여 감성 선호도값에 대한 하한근사, 상한근사, 경계영역을 구한다. 또한 감성 분할품질을 구하고 가장 큰 감성 분할품질값으로 감성 지식을 추출하는 Cut Line으로 선정한다. 만약 Cut Line이 40점이라면, 40점 이상을 갖는 실험조건 중 40점 미만의 규칙이 존재하지 않고 40점 이상의 규칙만이 존재하는 실험조건이 있다면, 이를 최종 감성 지식으로 도출하게 된다.

본 연구를 통해 러프집합이론은 비일관성 있는 감성 데이터는 제거하고 일관성 있는 감성 데이터만을 대상으로 분석에 적용하여 보다 효과적인 감성 지식을 추출하는 데 반해, 다변량 통계분석은 빈도수(가중치)를 활용한 평균, 표준편차를 이용하기 때문에 일관성 있는 감성 데이터, 비일관성 있는 감성 데이터 모두를 사용하게 된다. 즉, 일반적인 통계분석에서 데이터 일관성의 유무, 데이터 편차 크기에 상관없이 모든 감성 데이터를 결과의 범주에서 포함하는 데 반해, 러프집합이론은 아무리 좋은 특성치를 나타내는 실험조건이라도 1명의 피실험자가 나쁜 평가를 내린 다면, 그 실험조건은 우수한 감성 지식으로 추출되지 않기 때문에 데이터 일관성의 유무, 데이터 편차의 크기가 결과 범주에 영향을 끼친다고 할 수 있다.

또한 일반적으로 통계분석의 경우, 감성 데이터에 이상치가 발견되었을 경우, Z−score, Mahalanobis distance 등에 의하여 이상치를 제거하지만(성덕현 외, 2005), 러프집합이론은 Decision Table에서 별도의 이상치 제거 없이 근사화 상관관계를 이용하여 불필요한 조건속성 및 중복되는 규칙을 제거해 나감으로써 지식 감축 및 추출이 가능하며, 최종적으로 감성과 설계변수간의 관계를 파악하는데 활용할 수 있다. 하지만, 러프집합이론은 감성 데이터를 적용하기 전 실제 실험에서 피실험자의 교육 및 훈련이 사전에 잘 수행되어야 하고 피실험자들의 응답성향이 일관성 있고 피실험자가 유사한 집단임을 밝히는 확인 작업이 필요하다고 판단된다. 또한, 감성 데이터를 분산분석 이외의 여타 다변량 통계기법과의 차이를 비교한다거나 의사결정 알고리즘 중 신경망이론, 퍼지이론과의 비교 연구가 아직까지 미비하여 추후 이들간의 비교 연구가 필요하다고 하겠다.

참고 문헌

변증남, 방원철, 러프집합의 이론과 응용, *청문각*, 2006.

손창식, 정환묵, 퍼지추론에서 러프집합을 이용한 감성 데이터의 분류, *Proceedings of KFIS Fall Conference*, 14(2), 2004.

이동훈, 김대욱, 심귀보, MLP에 기반한 감성인식 모델개발, *Proceedings of KFIS Spring Conference*, 16(1), 2006.

서완석, 김재련, 러프집합이론과 SOM을 이용한 연속형 속성의 이산화, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 28(1), 2005.

성덕현, 정의승, 조용주, 한국인의 의복 제작을 위한 체형별 사이징 체계 개발, *Journal of the Ergonomics Society of Korea*, 24(4), 31-37, 2005.

유재진, 김재련, 러프집합을 이용한 의사결정나무의 노드 선택 방법, *한국산업경영시스템학회 2003 추계학술대회 논문집*, 2003.

Nagamachi, M., Okazaki, Y. and Ishikawa M., Kansei engineering and application of the rough sets model, *Proc. IMechE Special Issue Paper*, 220(1), 2006.

Nagamachi, M., Perspectives and new trend of Kansei/Affective Engineering, *TQM Journal*, 2008.

Pawlak, Z., Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data, *Kluwer Academy Publisher*, 1991.

Yan, H-B., Huynh, V-N., Murai, T. and Nakamori, Y., Kansei evaluation based on prioritized multi-attribute fuzzy target-oriented decision analysis, *Information Sciences*, 178, 4080-4093, 2008.

Zhai, L-Y., Khoo, L-P. and Zhong, Z-W., A rough set based decision support approach to improving consumer affective satisfaction in product design, *International Journal of Industrial Ergonomics*, 39, 295-302, 2009.

저자 소개

홍 승 우 ergohong@korea.ac.kr
고려대학교 산업시스템정보공학과 석사
현 재: 고려대학교 정보경영공학과 박사과정
관심분야: 제품개발, 감성공학

박 재 규 ergopark@gmail.com
고려대학교 산업시스템정보공학과 석사
현 재: 고려대학교 산업경영공학과 박사과정
관심분야: 제품개발, 인적오류, 작업부하

박 성 준 sjpark@nsu.ac.kr
포항공과대학교 산업경영공학과 박사
현 재: 남서울대학교 산업경영공학과 교수
관심분야: 자동차 인간공학, 제품개발, 안전공학

정 의 승 ejung@korea.ac.kr
Pennsylvania State Univ. 산업공학 박사
현 재: 고려대학교 정보경영공학과 교수
관심분야: 인체공학적 제품설계, HCI, 인체모델개발

논 문 접 수 일 (Date Received) : 2010년 06월 07일
논 문 수 정 일 (Date Revised) : 2010년 07월 08일
논문게재승인일 (Date Accepted) : 2010년 07월 09일