

퍼지 규칙 기반 모델링 기법을 이용한 감성 만족도 모델 개발

박정철 · 한성호[†]

포항공과대학교 기계산업공학부

User Satisfaction Models Based on a Fuzzy Rule-Based Modeling Approach

Jungchul Park · Sung H. Han

Division of Mechanical and Industrial Engineering, Pohang University of Science and Technology, Pohang, 790-784

This paper proposes a fuzzy rule-based model as a means to build usability models between emotional satisfaction and design variables of consumer products. Based on a subtractive clustering algorithm, this model obtains partially overlapping rules from existing data and builds multiple local models each of which has a form of a linear regression equation. The best subset procedure and cross validation technique are used to select appropriate input variables. The proposed technique was applied to the modeling of luxuriousness, balance, and attractiveness of office chairs. For comparison, regression models were built on the same data in two different ways; one using only potentially important variables selected by the design experts, and the other using all the design variables available. The results showed that the fuzzy rule-based model had a great benefit in terms of the number of variables included in the model. They also turned out to be adequate for predicting the usability of a new product. Better yet, the information on the product classes and their satisfaction levels can be obtained by interpreting the rules. The models, when combined with the information from the regression models, are expected to help the designers gain valuable insights in designing a new product.

Keywords: product design, emotional satisfaction, fuzzy rule-based model

1. 서론

제품의 사용편의성은 소비자가 제품을 구매할 때 매우 중요하게 고려하는 요건들 중 하나이다(Rubin, 1994). 최종 소비자를 대상으로 하는 제품의 경우, 기능이 뛰어나더라도 사용하기 어렵거나 디자인이 사용자에게 불쾌감을 준다면 시장에서 성공하기 어렵다. 반대로, 사용이 쉽고 외형적으로도 사용자를 만족시키는 제품의 경우 비슷한 기능의 다른 제품보다 소비자의 구매 가능성이 높으며, 제품이나 브랜드의 인지도에도 좋은 영향을 줄 수 있다.

제품의 사용편의성 향상을 위해서는 사용편의성을 평가할 수 있는 체계가 필요하다. 그러나 과거에 개발된 사용편의성 평가 척도들은 대부분 수행도 요소, 즉 제품의 사용자 인터페이스

이스가 얼마나 사용하기에 용이하도록 설계되어 있는가에 대해서만 주로 다루었으며, 최근 중요하게 부각되고 있는 감성적 측면에 대해서는 체계적인 연구가 미흡하였다. 감성을 포함한 보다 포괄적인 사용편의성 개념을 제시하고 이를 실제 제품 분석에 이용한 연구로 사용편의성 평가 기술 개발 연구(한성호 외, 1998)를 들 수 있다. 이 연구에서는 사용자의 수행도 및 감성적 측면을 함께 고려한 사용편의성 평가 기술 개발을 목표로 하여, 사용편의성 요소와 제품의 설계 요소인 휴먼 인터페이스 요소(Human Interface Elements)를 정의하고, 두 요소 사이의 연관 관계를 찾아내는 체계적인 방법론을 제시하였다.

감성 만족도와 제품의 설계 요소간의 연관관계를 찾아내기 위해 기존의 감성공학 연구에서는 주로 통계적 다변량 분석 방법에 기초한 수량화 이론이나 회귀 분석 등의 모델링 방법이 사용되어 왔다(Nagamachi, 1995; Matsubara and Nagamachi,

[†] 연락처: 한성호 교수, 790-784 경북 포항시 남구 효자동 산 31 포항공과대학교 산업공학과, Fax : 054-279-2870, e-mail : shan@postech.edu
2001년 8월 접수, 1회 수정 후 2002년 7월 게재 확정.

1997; Nakada, 1997; Tanoue *et al.*, 1997; 한성호 외, 1998). 이러한 방법을 통해서 제품 설계 변수가 각 감성 만족도 요소에 미치는 영향을 파악할 수 있으며, 감성 만족도 요소와 설계 요소 간의 모델링을 통해 새로운 제품의 감성 만족도를 예측하거나, 원하는 감성으로부터 새로운 제품의 디자인을 도출할 수 있다.

그러나 지금까지의 이러한 방법들은 감성의 복잡한 특성을 선형의 한계 내에서 제품 설계 변수의 일차항과 이차항, 교호작용항으로 설명하고자 한 것으로, 대상으로 하는 모든 제품에 대해서 동일한 설계 변수는 항상 동일한 영향을 미친다는 가정을 안고 있다. 감성 만족도의 모델링을 위해서는 실제의 제품들로부터 데이터를 얻게 된다. 이 때 제품의 선택에 주의를 기울인다 하더라도, 수집할 수 있는 제품의 종류에는 한계가 있으며 수집된 제품의 데이터도 제품군 별로 서로 다른 특성을 갖게 된다. 즉, 동종의 제품이라 해도 가격대나 제품 컨셉에 따라 유사한 제품들의 그룹이 존재하며, 이러한 제품군들은 제품 설계 변수의 가능한 모든 조합에 비하면 상대적으로 적은 부분을 차지한다. 따라서 이러한 데이터의 특성이나 패턴을 고려하지 않고 모델을 수립하고자 할 경우 모델의 정교성을 위해서는 더 많은 제품 설계 변수들이 모델에 포함되어야 하며, 경우에 따라서는 이차항이나 교호작용항도 도입해야 할 필요가 있다. 그러나 모델에 포함된 변수가 많을 경우 전문가의 의견과 상반되거나 해석이 곤란한 변수가 포함될 수 있으며, 이차항이나 교호작용항 역시 해석이 직관적이지 않다는 점에서 문제가 될 수 있다.

본 연구에서는 이와 같은 다변량 분석법의 문제점을 보완할 수 있는 방법으로서 제품의 감성 만족도 모델 개발에 적합한 퍼지 규칙 기반 모델링의 과정을 제시하고자 한다. 대상 제품으로는 사무용 의자를 선택하였으며, 이들의 고급감, 균형감, 매력성 등 3개 감성 만족도와 제품 설계 변수들 간에 퍼지 규칙 기반 모델과 통계적 회귀 모델을 수립하고자 한다. 수립된 모델들을 예측 성능, 변수 개수, 해석 용이성 등의 측면에서 비교하여 각 모델링 방법의 장단점을 논하고, 감성 만족도의 모델 수립에 적합한 모델링 기법 선택에 대한 가이드라인을 제시하고자 한다.

2. 퍼지 규칙 기반 모델링 기법

선형의 모델링 기법으로는 비선형의 특성을 갖는 데이터에 대해 정교한 모델을 세우는 것이 불가능하다. 그러나 비선형 모델을 세우는 것에는 비선형 함수의 선택 등 여러 가지 어려운 문제가 뒤따르므로, 이런 경우 다중 지역 모델(Multiple Local Model)이 유력한 대안이 될 수 있다(Yen and Langari, 1998). 다중 지역 모델은 여러 개의 선형 모델이 각각 서로 다른 영역을 담당하는 방식의 모델이다. 즉, 주어진 데이터의 패턴을 이용해 비슷한 데이터들끼리의 군집(Cluster)을 만든 후, 각각의 군

집에 대해 각 군집 내의 데이터를 가장 잘 설명할 수 있는 각기 다른 선형 모델을 구성한다. 새로운 데이터가 입력으로 들어오면 데이터가 속해있는 군집의 모델에 근거해 출력값이 얻어진다. 이와 같은 방식으로 하나의 선형 모델로는 해결할 수 없는 복잡한 문제를 해결할 수 있다.

퍼지 규칙 기반 모델도 다중 지역 모델의 하나이다. 퍼지 규칙 기반 모델의 가장 큰 특징은 데이터의 군집을 나눌 때 퍼지 집합(Fuzzy Set)의 개념을 이용한다는 점이다(Zadeh, 1965). 즉, 데이터가 어느 한 군집에 단정적으로 속하거나(1) 속하지 않는(0) 것이 아니라, 데이터가 한 군집에 속하는 정도가 군집 중심으로부터의 거리에 따라 0에서 1사이의 값으로 표현된다. 그러므로 데이터는 여러 군집에 동시에 속할 수 있으며, 군집들 간에 서로 겹치는 것이 허용된다. 따라서 출력을 결정할 때에도 데이터가 속하는 여러 개의 군집에 의해 제시되는 각기 다른 모델들의 결과를 참고해 결정하게 된다. 이렇게 하면 어느 한 군집으로 분류하기가 어려운 데이터를 임의로 분류함으로써 인해 발생하는 오차를 최소화할 수 있다.

퍼지 규칙 기반 모델에서는 여러 개의 퍼지 IF-THEN 규칙을 통해 정보를 표현한다. 각각의 규칙은 조건절의 IF 부분과 결과절의 THEN 부분으로 이루어진다. IF 부분은 각각의 군집을, THEN 부분은 각 군집을 설명하는 모델을 나타낸다. 즉, 데이터가 어느 군집에 속하면(IF) 그 데이터는 해당 군집의 모델에 의해 설명된다(THEN). 퍼지 IF-THEN 규칙은 데이터가 군집에 속하는 정도가 연속적인 값으로 표현되어 한 데이터가 여러 개의 군집에 속할 수 있으므로, 데이터가 군집에 속하는 정도에 따라 여러 개의 규칙의 영향을 동시에 받게 된다.

퍼지 규칙 기반 모델은 두 단계를 통해 구성된다. 첫번째 단계에서는 독립 변수들을 분석하여 서로 비슷한 값을 갖는 데이터들끼리 군집을 구성한다. 군집의 형성에는 Fuzzy C-means 알고리즘(Bezdek, 1981)이나 Self-Organizing Map(Kohonen, 1990), Subtract Clustering 알고리즘(Chiu, 1997) 등의 클러스터링 기법들이 주로 이용된다. 본 연구에서는 Subtract Clustering 알고리즘을 이용하여 군집을 구성하였다. Subtract Clustering Algorithm은 적절한 군집의 수를 자동적으로 찾을 수 있으며, 각각의 데이터를 잠재적인 군집의 중심으로 간주하기 때문에 Fuzzy C-means 알고리즘이나 Self-Organizing Map에 비해 안정적이다. Subtract Clustering 알고리즘은 다음과 같은 방식으로 적절한 개수의 군집의 중심을 찾는다(Chiu, 1994; Chiu, 1997).

- (1) 모든 데이터에 대하여 다른 데이터들과의 상대적인 거리를 고려하여 군집의 중심으로서의 포텐셜을 계산한다.
- (2) 포텐셜이 가장 높은 데이터를 첫번째 군집의 중심으로 결정한다.
- (3) 이전 단계에서 결정된 군집의 중심에서 멀리 떨어진 정도에 따라 나머지 데이터들의 포텐셜을 보정해 준다. 거리가 가까운 데이터일수록 포텐셜을 크게 감소시킨다. 이는 군집들의 중심이 서로 가깝게 위치하는 것을 피하

기 위해서이다.

- (4) 새로운 포텐셜을 비교해 나머지 데이터들 중 포텐셜이 가장 높은 데이터를 다음 군집의 중심으로 결정한다.
- (5) 군집의 중심으로 선택되는 데이터의 포텐셜이 일정 한계 이하가 될 때까지 (3), (4)의 과정을 반복한다.

군집이 결정되면 두번째 단계에서는 각 군집 별로 데이터를 가장 잘 설명할 수 있는 선형 모델을 세운다. 이 단계에서는 선형 모델의 종류와 최종 출력을 결정하는 방식에 따라 Mamdani Model(Mamdani and Assilian, 1975), TSK(Takagi-Sugeno-Kang) Model(Takagi and Sugeno, 1985; Sugeno and Kang, 1988), Standard Additive Model(Kosko, 1997) 등을 이용할 수 있다. 본 연구에서는 적은 수의 규칙을 써서 복잡하고 차수가 높은 모델링 문제를 해결하는데 적합한 것으로 알려진 TSK Model을 이용하였다. TSK Model은 THEN 부분이 일차 회귀 분석 모델 형태로 이루어져 있다. 예를 들어, 종속 변수가 y 이고, x_1, x_2 를 두 독립 변수로 갖는 TSK 모델에서 규칙은 다음과 같은 형태로 표현된다.

$$\text{IF } (x_1, x_2) \in C_i, \text{ THEN } y = ax_1 + bx_2 + c$$

위 식에서 C_i 는 i 번째 군집을 나타내며, a, b, c 는 이 규칙이 제시하는 모델의 회귀 계수이다. 각 독립 변수가 군집에 속하는 정도는 군집의 중심에서 떨어진 거리에 따라 0에서 1 사이의 값으로 표현된다. 이를 멤버십 함수(Membership Function)라 하며, Gaussian Function이 주로 이용된다(Yen and Langari, 1998).

3. 실험

3.1 제품 설계 요소 측정

제품의 감성 만족도에 영향을 미치는 설계 요소를 추출하기 위해 먼저 각종 문헌과 참고 자료를 통해 사무용 의자에 대해 중요한 제품 설계 변수가 될 수 있는 항목들을 가능한 빠짐없이 추출하였다. 추출된 항목들을 제품의 세부 구성 요소와 물리적 기능적 특징에 따라 분류한 후, 유사한 항목들을 통합하고 중요도가 떨어지는 항목을 삭제하는 과정을 거쳐 총 48개의 최종적인 제품 설계 변수 항목을 도출하였다. 도출된 제품 설계 변수들에 대한 객관적인 측정을 위해 측정 양식을 작성하였다(한성호 외, 2000).

제품 설계 변수는 그 유형에 따라 Measurement, Rating, Category의 세가지 형태로 구분된다. Measurement 유형은 자, 저울 등의 측정 장비를 이용해 실측이 가능한 유형이며, Rating 유형은 제품 설계 변수의 수준을 미리 정해진 기준에 따라 1부터 7 사이의 값으로 표현한다. Category 유형은 설계 변수가 주어질 범주 가운데 어떤 범주에 포함되는지를 기록하는 유형이다. 본 연구에서 사용한 사무용 의자의 제품 설계 변

수에서는 Measurement 유형이 15개, Rating 유형이 19개, Category 유형이 14개였다.

제품 설계 요소의 측정치를 얻기 위해 총 50종의 사무용 의자가 이용되었다. 제품 설계 변수 측정 과정에서는 객관성의 확보를 위해 Rating 유형의 경우 4명의 측정자의 측정 결과를 평균하였으며, Measurement 유형과 Category 유형의 경우는 2인이 1조로 제품을 측정하였다.

추후 회귀 모델과의 비교를 위해 데이터 전처리 과정을 거쳤다. 2차 이상의 회귀 모형을 추정할 때 생길 수 있는 다중 공선성(Multicollinearity)을 방지하기 위해, 연속형 변수들의 경우 측정값에서 모든 제품의 측정값 평균을 빼는 평균 재조정을 실시하였다(Neter et al., 1996). 또한, 범주형 변수의 회귀 분석을 위해 범주형 변수들을 1/-1/0 형태의 지시 변수로 변환하였다.

3.2 사용편의성 평가 실험

총 60명의 평가자가 위에서 측정한 제품들의 사용편의성을 평가하였다. 평가자들은 20, 30대 남·여와 40, 50대 남·여 각 15명의 4그룹으로 구성되었다. 모든 평가자가 모든 제품을 평가하는 Within-subjects design이 사용되었다. 평가 순서에 의한 영향을 제거하기 위해 평가자 별로 평가할 감성 요소와 제품의 순서를 무작위로 배치하였다. 피실험자는 하나의 감성에 대해서 제시된 순서에 따라 50개의 제품을 평가하고, 평가가 끝나면 다음 감성에 대해 다시 주어진 순서대로 평가를 계속한다.

실험 내용 숙지를 위해 실험에 앞서 감성 만족도 요소들과 평가 방법, 유의 사항 등에 대한 간략한 설명을 하였다. 평가자들은 설명을 듣고 난 후, 주어진 순서에 따라 제품을 관찰하거나 간단한 조작을 해보면서 '고급감', '매력성' 등과 같은 감성 만족도 요소들에 대해 0에서 100 사이의 점수로 제품을 평가하였다. 피로로 인한 평가 결과의 왜곡을 막기 위해 피실험자가 원하는 경우 실험 중간에 잠시 휴식을 취할 수 있도록 하였다.

4. 퍼지 규칙 기반 모델 개발

4.1 후보 독립 변수의 결정

모든 설계 변수들을 대상으로 모델에 포함될 적절한 독립 변수의 조합을 찾을 경우 모델링에 많은 시간이 걸리게 된다. 또한 많은 시간과 비용을 투자해 모델을 구성했다고 해도 결과적으로 해석이 불가능한 변수들이 모델에 포함되는 경우가 발생한다. 따라서 모델을 구성하기 전에 각 감성 만족도 요소에 영향을 미칠 것으로 예상되는 변수들을 미리 파악하여 모델의 후보 독립 변수를 결정하는 과정이 필요하다.

이를 위해 전문가 집단의 평가를 통해 변수를 선별하였다.

전문가 평가를 통한 변수 선별에서는 6명의 감성 공학 전문가가 참여하였으며 자유로운 토론(Brainstorming)을 거쳐 제품 설계 요소들이 각 감성 요소들에 영향을 미치는 정도를 0에서 3 사이의 숫자로 표현하였다. 전문가에 의한 평가에서 2점 이상의 점수를 받은 변수들을 모델 구성에 사용하기 위한 후보 독립 변수로 선택하였다. 고급감, 균형감, 매력성에 대해 선정된 후보 독립 변수들은 다음의 <표 1>과 같다.

이렇게 선정된 후보 독립 변수들 중, 범주형(Category) 변수를 제외하고 연속형(Continuous) 변수만을 퍼지 모델의 후보

표 1. 전문가에 의해 선정된 후보 독립 변수

감성 만족도 요소	변수 개수	변수
고급감	11개 (11개*)	<ul style="list-style-type: none"> · 등판 기울임 정도 · 등판의 가로 길이 · 등판의 세로 길이 · 등판의 높이 · 좌판 대 등판의 면적 비 · 의자 전체 조절 장치의 수 · 등판 색상의 밝기 · 의자 전체의 장식 사용 정도 · 의자 전체의 무늬 사용 정도 · 의자 전체의 쿠션 정도 · 의자의 전체 크기 · 바퀴 존재 여부* · 요추지지대 유무* · 머리 받침 유무* · 등판 형태* · 등판 재질 종류* · 등판 색상* · 좌판 재질 종류* · 좌판 색상* · 팔걸이 형태* · 팔걸이 재질* · 하단부 형태*
균형감	3개 (1개*)	<ul style="list-style-type: none"> · 등판의 가로 대 세로 비 · 의자의 최대폭 대 등판 높이 비 · 좌판 대 등판의 면적 비 · 등판 형태*
매력성	5개 (6개*)	<ul style="list-style-type: none"> · 등판의 가로 대 세로 비 · 의자 전체의 색상 수 · 등판 색상의 밝기 · 의자 전체의 장식 사용 정도 · 의자 전체의 전반적인 곡면 사용 정도 · 등판 형태* · 등판 재질 종류* · 등판 색상* · 좌판 색상* · 팔걸이 형태* · 하단부 형태*

*로 표시한 항목은 범주형 변수

독립 변수로 사용하였다. 일반적으로 본 연구에서 이용한 것과 같은 퍼지 매핑 규칙을 사용하는 퍼지 규칙 기반 모델은 범주형 변수를 다루는 것이 불가능한 것으로 알려져 있다(Yen and Langari, 1998).

4.2 모델 구성

본 연구에서는 Subtractive Clustering 기법과 선형 최소 자승법을 이용해 TSK 방식의 퍼지 규칙 기반 모델을 구성하였다. Subtractive Clustering 알고리즘에 쓰일 적절한 클러스터의 반경을 찾기 위해 반경의 값을 바꾸어 가면서 모델의 성능을 테스트한 결과 0.7이 최적의 값으로 선택되었다. 반경이 0에 가까우면 데이터가 인접한 군집의 규칙에 의해서만 영향을 받게 되며, 1에 가까울수록 더 많은 다른 규칙의 영향을 받게 된다.

데이터로부터 모델을 세우고 이를 검증하기 위해 MATLAB의 Fuzzy Logic Toolbox의 genfis2 함수를 이용하였다. genfis2 함수에서는 TSK 모델을 구성할 때 Product(곱셈) 연산자를 이용한 AND 접속사를 이용하고, 각 규칙으로부터의 입력을 조합하기 위해 Max(최대) 연산자를 이용하며, 멤버십 함수로는 Gaussian 함수를 사용한다. Defuzzification에는 Center of Area (COA) 방식을 이용하였다(Yen and Langari, 1998).

4.3 모델 선정

전문가 의견에 의해 모델의 후보 독립 변수를 선별하였더라도 실제 그 변수들이 모델에 포함되었을 때 만족할만한 성능을 보일 것인지는 불확실하며, 변수 수도 여전히 과도하게 많을 수 있다. 따라서 여러 변수 조합을 이용해 모델을 직접 구성해 보고 그 성능을 비교함으로써 최적의 성능을 갖는 모델을 선정할 필요가 있다.

모델의 성능 지표로 MSE(평균 제곱 오차: Mean Squared Error)를 사용하였다. 모델의 성능을 측정할 때는 모델 자체의 정확성 뿐만 아니라 새로운 데이터에 대한 예측의 정확성도 고려해야 한다. 모델 성능의 지표로 기존의 데이터에 대한 모델의 정확성만을 고려할 경우, 기존의 데이터는 매우 잘 설명하지만 새로운 데이터에 대해서는 큰 오차를 보이는 모델이 선택될 수 있다. 본 연구에서는 무작위적으로 배열된 50개 제품의 데이터를 배열된 순서에 따라 10개의 부분 데이터 셋으로 나누어 그 중 9개(45개 데이터)를 모델 구성에 이용하고 나머지 1개(5개 데이터)를 검증에 이용하는 Cross Validation을 실시하였다(Stone, 1974). 검증을 위한 데이터 셋을 바꾸어 가면서 10번에 걸쳐 모델 구성과 검증을 반복함으로써 모델의 성능에 대한 신뢰도를 높였다. 모델에 사용된 데이터의 MSE (Training MSE)와 검증을 위해 사용된 데이터의 MSE (Checking MSE)를 기록하고 이를 10번의 시행에 대해 평균하였다. 최종적으로 모델의 성능을 비교하는 지표로는 Training MSE와 Checking MSE를 더한 값을 사용하였다. Training Error

는 기존 데이터에 대한 모델의 설명력을 Checking Error는 모델의 예측 성능을 나타낸다.

본 연구에서는 변수의 선정에 최적 조합법(Best Subset Procedure)을 활용하였다. 최적 조합법(Best Subset Procedure)은 변수 개수가 정해졌을 때 가능한 모든 조합에 대해 모델을 구성해 봄으로써 최적의 변수 조합을 찾는 방법이다(Neter et al., 1996). 하지만 이 방법은 변수의 개수를 미리 정해 주어야 하는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 모델의 MSE가 급격히 증가하여 더 이상의 변수를 추가하는 것이 무의미하다고 판단될 때까지(e.g., Training MSE + Checking MSE > 200, 또는 변수 개수>5) 변수의 수를 1개씩 증가시켜 가면서 최적의 변수 조합을 찾도록 하였다.

이와 같은 방법으로 변수의 수를 하나씩 늘려가면서 Training MSE와 Checking MSE의 합을 최소로 하고 가능한 적은 수의 변수만을 포함하는 조합을 찾아냈다. 고급감 모델에서 변수가 하나씩 증가할 때 최적 조합 모델의 MSE 변화 추이는 <그림 1>과 같다. 그림에서 변수의 수가 증가함에 따라 Training MSE는 점차 감소하고, Checking MSE는 점차 감소하다가 변수 개수가 일정 수준을 넘어서면 급격히 증가하였다. 이는 변수의 수가 적을 때에는 새로운 변수가 추가됨으로써 모델의 설명력과 예측력이 동시에 좋아지나, 변수가 어느 수

준 이상으로 늘어나면 모델에 사용된 데이터는 잘 설명하지만 새로운 데이터에 대해서는 예측 성능이 크게 떨어지는 Overfitting 현상이 일어남을 의미한다. 다른 감성 요소의 모델도 이와 유사한 패턴을 보였다. 그림에서 보는 바와 같이 대부분의 모델에서 2~4개의 변수를 포함하는 모델이 최적 모델로 선정되었다.

4.4 최종 모델 구성

위와 같은 방법을 사용해 최적이라고 판단된 독립 변수들의 조합을 이용하여 퍼지 규칙 기반 모델을 구성하였다. 모델의 정확성을 위해 최종 모델의 구성에서는 검증을 위한 데이터를 남기지 않고 50개의 사무용 의자에 대한 데이터를 모두 모델 구성에 사용하였다. 고급감, 균형감, 매력성에 대한 각 사용자 그룹의 감성 만족도 평균 모델(총 12개 모델)이 개발되었으며, 전체 결과를 부록에 첨부하였다.

40, 50대 남성 사용자 그룹의 고급감에 대한 모델 구성 결과는 <표 2>와 같다. 표에서 군집의 중심과 반경은 각각 해당 규칙이 적용되는 영역의 중심과 반경을 의미한다. 즉, 표에서 규칙 1은 $x_{31}=0.096 \pm 1.337$, $x_{33}=-0.491 \pm 1.157$ 부근의 영역에서 고급감 $y=1.386 * x_{31} + 4.118 * x_{33} + 58.57$ 이 성립함을

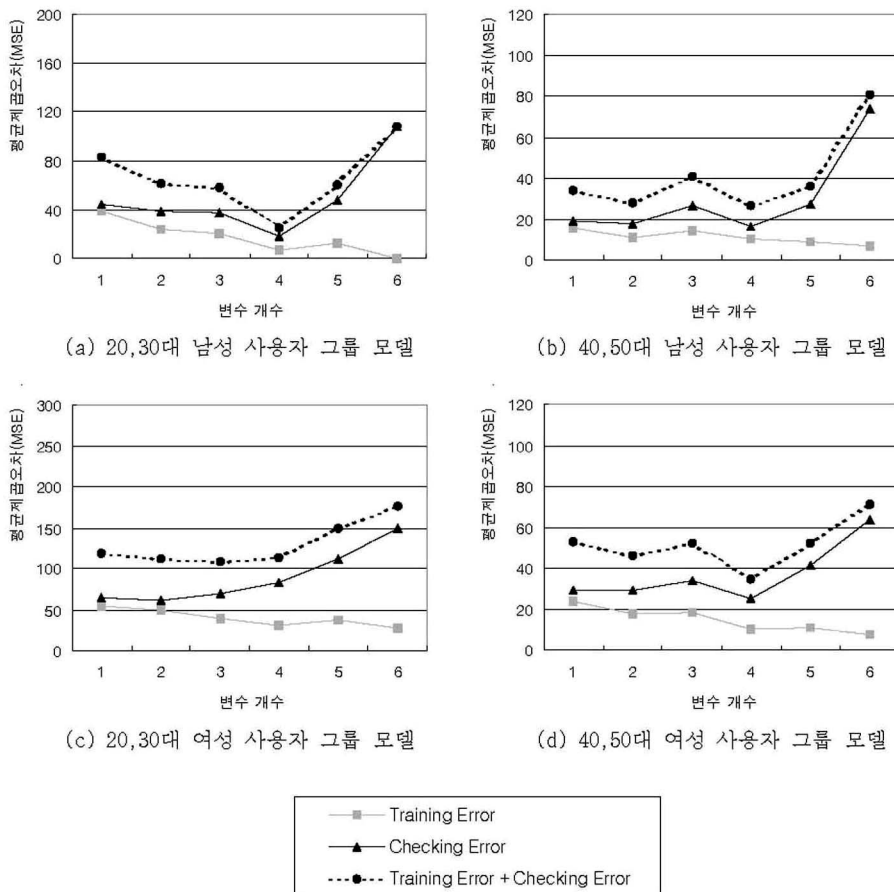


그림 1. 변수 개수 증가에 따른 고급감 최적 모델의 MSE 변화 추이.

표 2. 사무용 의자에 대한 40, 50대 남성 사용자의 고급감 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)				선형 모델 (THEN 부분)
	x_{31} (무늬 사용 정도)		x_{33} (전체 크기)		
	중심	반경	중심	반경	
규칙 1	0.096	1.337	-0.491	1.157	$y = + 1.386 * x_{31} + 4.118 * x_{33} + 58.57$
규칙 2	2.030	1.337	-0.991	1.157	$y = - 1.719 * x_{31} + 13.06 * x_{33} + 60.91$
규칙 3	-1.721	1.337	2.159	1.157	$y = - 6.122 * x_{31} + 2.361 * x_{33} + 56.51$

의미한다.

얻는 제품군이며, 두 번째 제품군은 비교적 낮은 고급감 값을 얻는 제품군이라는 사실을 알 수 있다.

4.5 모델 해석

구성된 모델을 해석함으로써 설계자는 제품 설계 변수들과 사용자의 감성 만족도의 연관관계를 파악할 수 있으며, 이는 제품의 디자인 시 유용한 정보로 활용될 수 있다. 퍼지 규칙 기반 모델에서는 각각의 군집을 통해 사용된 제품 데이터들의 패턴을 읽어낼 수 있다. 퍼지 규칙 기반 모델에서 군집을 구성할 때 패턴 인식 방법론의 하나인 클러스터링(Clustering) 방법을 사용하므로, 모델링에 데이터로 사용된 제품의 설계 변수들이 어떠한 패턴을 가지고 분포되어 있는지 파악할 수 있다. 또한 각 제품 패턴 별로 설계 변수들이 감성에 미치는 영향의 정도도 알아낼 수 있다. <표 2>에 나타나 있는 40, 50대 남성의 고급감 모델에 대해 모델의 규칙을 해석하면 다음과 같다. 다른 모델들도 이와 같은 방법으로 해석될 수 있다.

40, 50대 남성의 고급감 평균 모델은 세 개의 규칙으로 이루어지므로, 제품의 데이터를 세 개의 데이터 패턴(규칙)으로 해석할 수 있다. 즉, $(x_{31}, x_{33}) = (-0.096, -0.491), (2.030, -0.991), (-1.721, 2.159)$ 인 제품이 각 패턴의 중심이다. 이 값들을 데이터 전처리 이전의 값으로 되돌리기 위해 각 수치에 해당 설계 변수의 측정치 평균인 (3.22, 3.74)을 더해주면 $(x_{31}, x_{33}) = (3.124, 3.249), (5.250, 2.749), (1.499, 5.899)$ 가 된다. 따라서 40, 50대 남성의 고급감 평균에 대해 모델링에 사용된 사무용 의자 제품들은 다음과 같은 세 개의 제품군으로 분류해 설명할 수 있다.

- (1) 무늬 사용 정도(x_{31})가 약 3.124이고, 전체 크기(x_{33})가 약 3.249인 제품군 (1~7 rating 기준)
- (2) 무늬 사용 정도(x_{31})가 약 5.250이고, 전체 크기(x_{33})가 약 2.749인 제품군 (1~7 rating 기준)
- (3) 무늬 사용 정도(x_{31})가 약 1.499이고, 전체 크기(x_{33})가 약 5.899인 제품군 (1~7 rating 기준)

위와 같이 파악된 제품군에 대해 제품군의 중심 값을 모델에 입력하여 각각의 제품군이 어떠한 감성 만족도 값을 갖는지 파악할 수 있다. 위의 세 제품군에 대해서는 모델에 입력하였을 때 56.0, 47.1, 71.9의 값이 얻어진다. 따라서 세 번째 제품군이 40, 50대 남성 사용자들로부터 비교적 높은 고급감 값을

5. 기존 모델과의 비교

퍼지 규칙 기반 모델이 기존의 통계적 회귀 분석에 의한 모델과 비교했을 때 어느 정도의 성능을 갖는지를 밝혀내기 위해, 다음 세 가지 방식으로 모델들을 구성하였다.

- (1) 위에서 제시한 방법에 의한 퍼지 규칙 기반 모델
- (2) 전문가에 의해 선별된 변수를 후보 독립 변수로 사용한 통계적 회귀 모델
- (3) 48개의 제품 설계 요소 전체를 후보 독립 변수로 사용한 통계적 회귀 모델

위의 세 모델에 대하여, 전체 50개의 데이터를 10개의 부분 데이터 셋으로 나누어, 그 중 9개의 데이터 셋으로 모델을 구성한 뒤 한 개의 데이터 셋으로 모델을 검증하였다. 모델링 및 검증 작업에 걸리는 시간상의 제약으로 인해, 앞의 두 모델의 경우 전체 데이터 셋의 절반인 5개의 데이터 셋을 임의로 택해 검증을 실시하였다. 검증에 매우 긴 시간이 소모되는 48개 제품 설계 요소 전체를 이용한 모델에 대해서는 1개의 데이터 셋을 임의로 택해 검증을 실시하였다. 모델간의 성능 비교에는 Training MSE와 Checking MSE를 이용하였으며, 5개의 데이터 셋을 사용해 검증한 경우 5번의 검증 결과를 평균하였다.

5.1 회귀 모델 구성

회귀 모델에서는 연속형 변수의 경우 변수의 일차항 뿐만 아니라 이차항과 교호작용항도 포함하게 되며, 범주형 변수도 지시 변수로 변환되어 포함되므로 실제로 모델에 포함될 수 있는 독립 변수의 수는 대단히 많아지게 된다. 본 연구에서는 단계별 회귀 분석법(Stepwise Regression)을 사용하여 변수의 수를 줄임으로써, 오차의 자유도를 확보하고 모델이 적은 수의 변수만을 포함하면서도 높은 설명력과 예측력을 갖도록 하였다. 전체 제품 설계 변수를 이용한 회귀 모델에서는 기계적인 선별 과정에만 의존해 결과를 얻었을 때 얻어진 결과가 전문가의 의견과 완전히 대립되는 경우가 발생할 수 있다. 이러

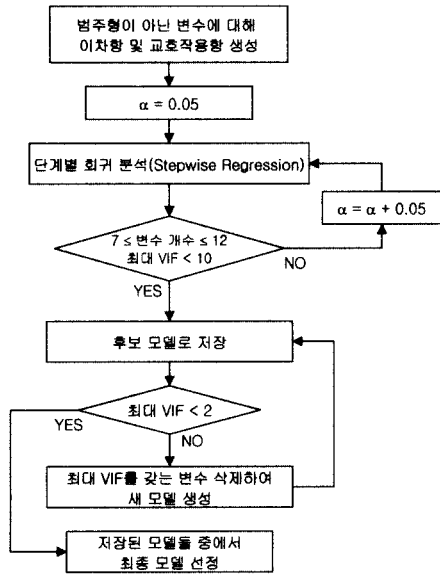


그림 2. 회귀 모델의 개발 과정.

한 가능성을 줄이기 위해 전체 제품 설계 변수를 이용한 회귀 모델에서는 변수의 일차항에 대해 미리 한번의 단계별 회귀 분석을 거친 후, 여기서 선택된 변수들에 전문가에 의해 매우 중요하다고 판단된 변수들을 추가하고, 다시 단계별 회귀 분석법을 적용하였다.

본 연구에서 적용한 회귀 모델의 구성 과정을 요약하면 <그림 2>와 같다. 여러 개의 후보 모델들을 구성하고 그 중 결정 계수(R^2), PRESS(Prediction Sum of Squares), 최대 VIF(Variance Inflation Factor), 모델에 포함된 변수 개수 등을 종합적으로 고려하여 최종 모델을 선택하였다. 다른 변수와의 상관관계로 인해 중요한 변수가 제외되는 것을 방지하기 위해서, 변수의 개수가 7개에서 12개 사이이고 최대 VIF가 10 미만인 모델에서 시작하여 최대 VIF값이 2보다 작아질 때까지 변수를 제거하면서 후보 모델들을 생성하였다. 최대 VIF가 작다는 것은 모델 내의 변수들 간에 다중 공선성(Multicollinearity)이 작다는 것을 의미한다.

5.2 변수 개수

앞에서 언급한 세가지 방식으로 모델을 구성한 결과 모델들이 평균적으로 포함하고 있는 변수 개수는 <그림 3>과 같았다. 퍼지 규칙 기반 모델의 경우 모든 모델이 2개 또는 3개의 독립 변수만을 포함하고 있는데 반해, 회귀 모델의 경우 두 가지 방식 모두 퍼지 모델에 비해 훨씬 많은 수의 변수를 포함하는 것으로 나타났다.

이러한 변수 개수의 차이는 초기에 모델의 후보 독립 변수로 입력된 변수의 개수와도 무관하지 않을 것으로 보인다. 퍼지 모델의 경우 연속형 변수만을 후보 독립 변수로 사용했던 반면에, 회귀 모델의 경우는 범주형 변수를 지시 변수의 형태

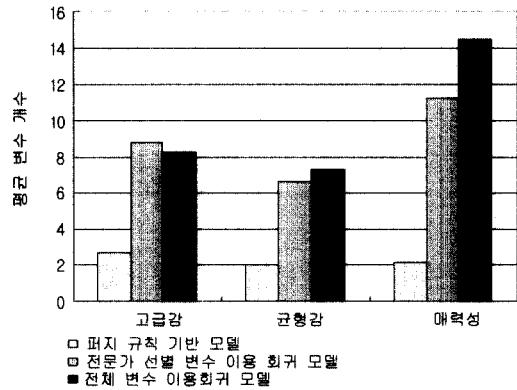


그림 3. 각 모델의 평균 변수 개수 비교.

로 변환하는 과정에서 후보 독립 변수의 수가 급격히 증가하였다. 그러나 앞에서 설명한 것처럼 퍼지 모델은 변수의 수가 많아지면 Overfitting이 일어나는 경향이 있으며, 회귀 모델에서도 모델에 포함된 변수의 수가 줄어들면 모델의 데이터에 대한 설명력이나 예측력이 떨어지게 되므로, 변수 개수의 차이는 각 모델의 특성에 기인한다고 할 수 있다. 모델이 적은 수의 변수를 포함하면 중요한 변수들이 누락될 위험이 있지만, 해석이 간단해지므로 모델을 이해하기가 쉽다는 장점이 있다.

5.3 예측 성능

앞에서 개발한 모델들의 성능은 <그림 4>와 같았다. <그림 4>의 (a)와 (b)를 보면 고급감의 모델에서 세 가지 방식의 모델 간에 Training Error의 차이는 거의 없지만, Checking Error에 있어서는 전체 변수를 이용한 회귀 모델이 가장 좋은 성능을 보였으며 그 다음이 퍼지 규칙 기반 모델, 전문가 선별 변수를 이용한 회귀 모델의 순이었다. (c)와 (d)의 균형감 모델에서는 Training Error는 전체 변수 이용 회귀 모델이 뛰어났지만 Checking Error에 있어서는 퍼지 규칙 기반 모델과 거의 차이가 없음을 알 수 있다. 전문가 선별 변수 이용 회귀 모델은 다른 두 모델에 비해 상대적으로 큰 Checking Error를 보였다. 매력성을 나타내는 (e)와 (f)를 보면 Training Error는 세 모델이 서로 비슷하지만, Checking Error는 전문가 선별 변수 이용 회귀 모델이 다른 두 모델에 비해 큰 값을 보였다.

이를 종합해 보면, 전문가 선별 변수를 이용한 회귀 모델의 경우 모델의 설명력은 퍼지 모델과 비슷하지만, 예측력은 퍼지 모델에 비해 떨어지는 경향을 보임을 알 수 있다. 전체 제품 설계 변수를 사용한 회귀 모델의 경우는 모델의 설명력이 퍼지 모델보다 뛰어난 편이었으며, 예측력은 퍼지 모델과 비슷하거나 고급감의 경우 더 우수하였다. 그러나 전체 변수를 이용한 회귀 모델의 경우 MSE 값이 한 개의 데이터 셋(5개 데이터)에 대해서만 검증한 결과의 평균이므로, 5개의 데이터 셋(25개 데이터)에 대해 검증한 다른 두 모델에 비해서 결과의 신뢰도는 떨어진다고 할 수 있다.

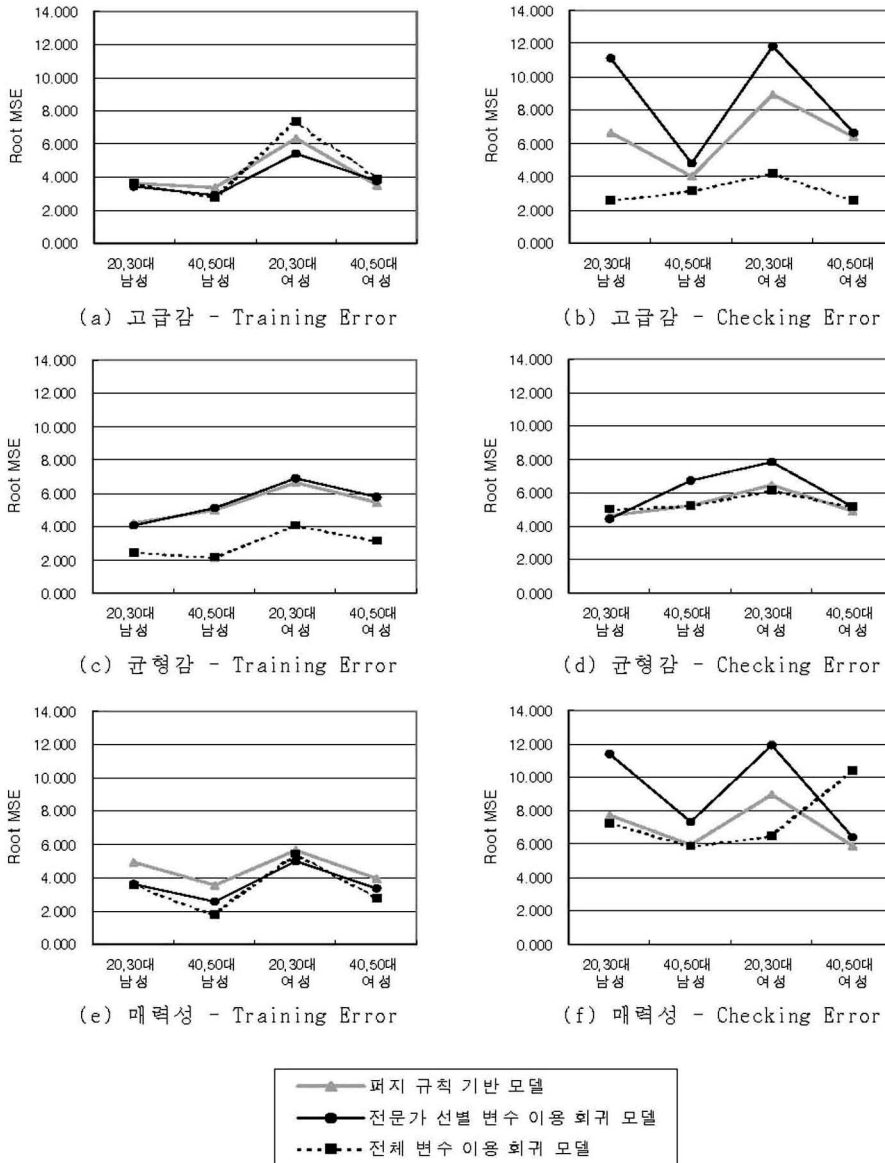


그림 4. 각 모델의 예측 성능 비교.

전문가 선정 변수를 이용한 회귀 모델의 경우 초기의 후보 독립 변수로 사용한 제품 설계 변수의 수가 고급감, 균형감, 매력성 모델이 각각 22개, 4개, 11개였으며, 퍼지 모델의 경우 범주형 변수가 제외되어 11개, 3개, 5개에 불과했다. 이에 반해, 전체 제품 설계 변수 이용 모델은 48개의 제품 설계 변수를 모두 후보 독립 변수로 사용하였다. 이는 전체 설계 변수를 이용한 모델이 좋은 예측 성능을 보인 원인으로 볼 수 있다.

퍼지 모델은 같은 전문가에 의해 선정된 변수들을 후보 독립 변수로 사용한 회귀 모델에 비해 훨씬 적은 수의 변수만을 포함하면서도 더 나은 예측 성능을 보이는 것으로 나타났다. 이는 퍼지 모델이 독립 변수의 구간에 따라 다른 계수(parameter)를 적용하기 때문에 가능한 것으로 보인다. 즉, 더 적은 독립 변수를 포함하고 있지만 사용되는 계수의 수는 회귀 모델과 비슷하다. 이는 해석상의 이점을 제공할 수 있는 퍼

지 모델의 특징으로 볼 수 있다.

5.4 모델 해석

전체 변수 이용 회귀 모델의 경우, 변수 선정 과정에서 전문가의 의견이 추가 되기는 하지만 결과적으로 선정된 변수들은 전문가의 의견에 부합하지 않는 것들이 많기 때문에 모델의 해석이 곤란하다는 단점이 있다(<표 3> 참조). 예를 들어 20, 30대 남성 사용자 그룹의 균형감 모델에서 팔걸이의 팔 지지 정도와 좌판의 두께 간의 교호작용과 같은 변수가 중요한 것으로 나타난 경우, 통계적으로는 중요한 변수로 선택되었다 하더라도 변수의 영향력을 해석하기는 거의 불가능하다. 따라서 해석을 통해 변수의 영향력에 대한 정보를 얻고자 하는 경우 전체 변수를 이용한 회귀 모델은 적합치 않으며, 전문가에

표 3. 고급감에 대한 전체 변수 이용 회귀 모델에 포함된 제품 설계 변수

사용자 그룹	전문가에 의해 선별된 변수	전문가에 의해 선별되지 않은 변수
20, 30대 남성		등판 가로: 세로 비 좌판 가로 길이 팔걸이의 팔(lower arm) 지지 정도 (좌판 가로 길이) ² 좌판 가로 길이 * 의자 전체의 장식 사용 정도 팔걸이의 팔(lower arm) 지지 정도 * 의자 전체의 장식 사용 정도 요추(Lumbar) 지지 정도 * 표면 재료의 때가 타는 정도 좌판 색상의 밝기 * 표면 재료의 때가 타는 정도
40, 50대 남성	의자 전체의 무늬 사용 정도 의자의 전체 크기	최대폭: 등판 높이 비 좌판 표면의 굴곡 정도 의자 전체의 전반적인 곡면 사용 정도 팔걸이 색상 (전체 재질 개수) ²
20, 30대 여성	의자 전체의 장식 사용 정도 좌판 색상 조절장치 수 * 의자 전체의 쿠션 정도	등판 가로: 세로 비 좌판 가로 길이 등판 가로: 세로 비 * 조절장치 수 등판 가로: 세로 비 * 의자 전체의 쿠션 정도 좌판 가로 길이 * 의자의 전체 크기 등판 재질의 표면거칠기 * 엉덩이의 미끄러짐 정도 좌판 색상의 밝기 * 의자 전체의 쿠션 정도 좌판 색상의 밝기 * 머리받침 유무
40, 50대 여성	등판 기울임 정도 의자의 전체 크기 팔걸이 형태 (의자 전체의 장식 사용 정도) ²	좌판 색상의 밝기 (등판 두께) ² 등판 두께 * 의자 전체의 쿠션 정도

의해 선별된 변수를 이용한 회귀 모델을 이용하는 것이 바람직하다.

퍼지 규칙 기반 모델은 클러스터링 기법을 이용해 제품군을 분류하여 각 제품군별로 회귀 모델을 세우는 방식의 모델이므로, 제품군에 대한 정보와 함께 각 제품군별 모델의 회귀 계수에 대한 정보도 얻을 수 있다. 그러나 퍼지 규칙 기반 모델은 제품군별로 하나의 모델만을 적용하는 것이 아니라 여러 모델의 결과에 가중치를 부여하는 방식이므로, 퍼지 모델에서 제공하는 제품군별 회귀 계수의 값을 일반적인 회귀 모델의 계수와 같은 방법으로 해석하기에는 무리가 있다. 즉, 퍼지 모델은 제품군에 대한 정보를, 회귀 모델은 제품 설계 변수가 감성 만족도에 미치는 영향에 대한 정보를 제공하는 상호 보완적인 관계에 있다고 할 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 제품 설계 변수와 감성 만족도 사이의 관계를 모델링하기에 적합한 퍼지 규칙 기반 모델링의 과정을 제안하였다. 제안된 방법론을 요약하면 다음과 같다. 적절한 개수의 군집 구성을 위해 Subtract Clustering 알고리즘을 이용하여 제품의 패턴을 파악한다. 파악된 각각의 제품군에 대해 TSK 방

식의 회귀 모델을 구성하고, 선형 최소 자승법에 의해 회귀 계수를 결정한다. 입력 변수의 선별을 위해서는 최적 조합법을 이용해 전문가에 의해 선정된 후보 독립 변수에 대해 변수 개수별로 모든 가능한 변수 조합의 모델을 개발하고, Cross Validation 을 통해 성능을 비교한다. 이러한 기법들의 조합은 감성 만족도의 모델링 이외에 비슷한 케이스에 속하는 다른 문제들에 대해서도 일반적으로 적용될 수 있다.

제안된 방법론을 이용해 사무용 의자의 고급감, 균형감, 매력성에 대해 각 사용자 그룹 별로 감성 만족도의 모델을 개발하였으며, 그 성능을 회귀 분석에 의한 모델과 비교하였다. 본 연구에서 적용한 사례에 있어서 전문가에 의해 선정된 변수를 후보 독립 변수로 사용한 퍼지 규칙 기반 모델은 2~3개의 적은 개수의 변수만을 포함하지만 같은 조건의 회귀 모델에 비해 뛰어난 예측 성능을 보였다. 전체 설계 변수를 이용한 회귀 모델과 비교했을 때는 균형감과 매력성에 대해서 대등한 예측 성능을 보였으며, 고급감의 경우 예측 성능이 떨어지는 것으로 나타났다. 그러나 전체 변수를 이용한 모델의 경우 전문가에 의해서 해석이 불가능한 변수들이 모델에 다수 포함되어 있어 모델 해석의 목적으로 적합하지 않다.

따라서 새로운 제품의 감성 만족도 예측이 유일한 목적일 경우에는 전체 제품 설계 변수를 후보 독립 변수로 하는 회귀 모델이나 퍼지 규칙 기반 모델이 이용될 수 있다. 퍼지 규칙 기

반 모델은 적은 수의 설계 변수들만을 써서도 동등한 조건의 회귀 모델에 비해 더 뛰어난 예측 성능을 기대할 수 있으므로, 예측과 해석의 두 가지 목적으로 모두 이용될 수 있다. 특히 퍼지 모델은 후보 설계 변수의 수가 적은 경우에도 적용이 가능하므로, 일부의 감성 만족도 요소를 쉽고 빠르게 모델링하고자 할 때 매우 적합하다. 모델 개발의 주된 목적이 모델의 해석을 통해 유용한 정보를 얻는 데 있는 경우, 퍼지 모델은 제품군

에 대한 정보를, 회귀 모델은 각 설계 변수들의 영향력에 관한 정보를 얻기 위해 활용될 수 있다.

퍼지 규칙 기반 모델은 추후 범주형 변수를 포함시키는 방안이 제시되어 적용되거나, 각 규칙이 여러 변수를 선택적으로 택해서 설명할 수 있도록 모델의 내부 구조가 개선될 경우, 더 향상된 예측 성능을 보일 것으로 기대된다.

부록. 개발된 총 12개의 감성 만족도 모델

■ 20, 30대 남성 사용자의 고급감 평균 모델

규칙	군 집(IF 부분)				선형 모델(THEN 부분)
	x_3 등판 세로 길이 [반경, 중심]	x_{20} 등판 색상의 밝기 [반경, 중심]	x_{32} 쿠션 정도 [반경, 중심]	x_{33} 전체 크기 [반경, 중심]	
규칙 1	[12.13, -5.334]	[1.324, 1.373]	[1.244, 0.129]	[1.157, -0.366]	$y = +0.2948 * x_3 - 3.204 * x_{20} - 8.536 * x_{32} + 8.689 * x_{33} + 75.81$
규칙 2	[12.13, 5.966]	[1.324, -1.503]	[1.244, 0.004]	[1.157, 0.259]	$y = 1.04 * x_3 - 7.257 * x_{20} + 1.814 * x_{32} + 9.244 * x_{33} + 51.27$
규칙 3	[12.13, 24.67]	[1.324, -1.828]	[1.244, 0.554]	[1.157, 2.309]	$y = 1.247 * x_3 - 4.811 * x_{20} + 1.26 * x_{32} + 5.293 * x_{33} + 22.25$
규칙 4	[12.13, -9.834]	[1.324, 2.623]	[1.244, -2.346]	[1.157, -0.816]	$y = -1.602 * x_3 + 15.12 * x_{20} + 3.862 * x_{32} - 9.259 * x_{33} - 14.31$

■ 40, 50대 남성 사용자의 고급감 평균 모델

규칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_{31} 무늬 사용 정도 [반경, 중심]	x_{33} 전체 크기 [반경, 중심]	
규칙 1	[1.337, -0.096]	[1.157, -0.491]	$y = 1.386 * x_{31} + 4.118 * x_{33} + 58.57$
규칙 2	[1.337, 2.03]	[1.157, -0.991]	$y = -1.719 * x_{31} + 13.06 * x_{33} + 60.91$
규칙 3	[1.337, -1.721]	[1.157, 2.159]	$y = -6.122 * x_{31} + 2.361 * x_{33} + 56.51$

■ 20, 30대 여성 사용자의 고급감 평균 모델

규칙	군집 (IF 부분)			선형 모델 (THEN 부분)
	x_{16} 조절 장치 수 [반경, 중심]	x_{30} 장식 사용 정도 [반경, 중심]	x_{33} 전체 크기 [반경, 중심]	
규칙 1	[1.98, -0.54]	[1.009, -0.396]	[1.157, -0.441]	$y = -2.606 * x_{16} - 2.28 * x_{30} + 3.296 * x_{33} + 33.2$
규칙 2	[1.98, 1.46]	[1.01, -0.896]	[1.157, 0.759]	$y = -6.266 * x_{16} + 14.48 * x_{30} - 5.772 * x_{33} + 97.74$
규칙 3	[1.98, 1.46]	[1.009, 2.479]	[1.157, 2.309]	$y = -5.16 * x_{16} + 3.042 * x_{30} + 8.501 * x_{33} + 54.13$

■ 40, 50대 여성 사용자의 고급감 평균 모델

규칙	군집(IF 부분)				선형 모델(THEN 부분)
	x_1 등판 기울임 정도 [반경, 중심]	x_{30} 장식 사용 정도 [반경, 중심]	x_{32} 쿠션 정도 [반경, 중심]	x_{33} 전체 크기 [반경, 중심]	
규칙 1	[10.39, -0.84]	[1.009, -0.771]	[1.244, -0.946]	[1.157, -0.378]	$y = +0.3225 * x_1 - 6.411 * x_{30} + 5.394 * x_{32} + 10.03 * x_{33} + 63.66$
규칙 2	[10.39, -3.84]	[1.009, 0.104]	[1.244, 0.629]	[1.157, -0.916]	$y = -0.4287 * x_1 + 4.537 * x_{30} - 0.2512 * x_{32} + 5.066 * x_{33} + 50.51$
규칙 3	[10.39, 7.16]	[1.009, -1.146]	[1.244, 0.754]	[1.157, 0.834]	$y = -0.2572 * x_1 + 13.47 * x_{30} + 3.439 * x_{32} - 1.273 * x_{33} + 78.9$
규칙 4	[10.39, -0.84]	[1.009, 2.104]	[1.244, 0.129]	[1.157, 1.509]	$y = +0.1195 * x_1 + 9.419 * x_{30} - 4.622 * x_{32} + 4.203 * x_{33} + 48.63$

■ 20, 30대 남성 사용자의 균형감 평균 모델

규칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_{13} 최대폭 : 등판높이 비 [반경, 중심]	x_{14} 좌판 : 등판 면적 비 [반경, 중심]	
규칙 1	[0.2354, -0.071]	[0.266, 0]	$y = +17.57 * x_{13} + 55.13 * x_{14} + 55.09$
규칙 2	[0.2354, 0.293]	[0.266, 0.599]	$y = +10.21 * x_{13} + 35.55 * x_{14} + 49.95$
규칙 3	[0.2354, -0.088]	[0.266, -0.386]	$y = -43.28 * x_{13} + 109.2 * x_{14} + 105.7$

■ 40, 50대 남성 사용자의 균형감 평균 모델

규칙	군집 (IF 부분)	선형 모델 (THEN 부분)
	x_{14} 좌판 : 등판 면적 비 [반경, 중심]	
규칙 1	[0.266, -0.011]	$y = +10.1x_{14} + 63.77$

■ 20, 30대 여성 사용자의 균형감 평균 모델

규칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_{13} 최대폭 : 등판높이 비 [반경, 중심]	x_{14} 좌판 : 등판 면적 비 [반경, 중심]	
규칙 1	[0.2354, -0.107]	[0.266, -0.074]	$y = -27.68 * x_{13} + 18.6 * x_{14} + 56.92$
규칙 2	[0.2354, 0.195]	[0.266, 0.375]	$y = -16.93 * x_{13} + 13.6 * x_{14} + 68.74$

■ 40, 50대 여성 사용자의 균형감 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_{14} 좌판 : 등판 면적 비 [반경, 중심]		
규칙 1	[0.266, -0.1]		$y = +3.615x_{14} + 61.28$
규칙 2	[0.266, 0.325]		$y = +9.571x_{14} + 70.43$

■ 20, 30대 남성 사용자의 매력성 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_6 등판 가로 : 세로 비 [반경, 중심]	x_{35} 전반적 곡면사용정도 [반경, 중심]	
규칙 1	[0.2646, 0.018]	[1.021, 0.217]	$y = -9.016x_6 + 1.045x_{35} + 59.6$

■ 40, 50대 남성 사용자의 매력성 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_6 등판 가로 : 세로 비 [반경, 중심]		
규칙 1	[0.2646, -0.1]		$y = +0.9181 * x_6 + 58.89$
규칙 2	[0.2646, 0.48]		$y = -6.713 x_6 + 56.83$

■ 20, 30대 여성 사용자의 매력성 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)		선형 모델 (THEN 부분)
	x_{30} 장식 사용 정도 [반경, 중심]	x_{35} 전반적 곡면사용정도 [반경, 중심]	
규칙 1	[1.009, -1.096]	[1.021, -0.284]	$y = +5.065 * x_{30} - 1.131 * x_{35} + 55.63$
규칙 2	[1.009, 1.979]	[1.021, -0.159]	$y = +2.367 * x_{30} + 2.138 * x_{35} + 41.3$
규칙 3	[1.009, -0.396]	[1.021, 1.842]	$y = +3.603 * x_{30} + 4.277 * x_{35} + 53.77$

■ 40, 50대 여성 사용자의 매력성 평균 모델

규 칙	군집 (IF 부분)			선형 모델 (THEN 부분)
	x_6 등판 가로 : 세로비 [반경, 중심]	x_{20} 등판 색상의 밝기 [반경, 중심]	x_{35} 전반적 곡면사용정도 [반경, 중심]	
규칙 1	[0.2646, 0.087]	[1.324, 1.373]	[1.021, 0.467]	$y = -4.087 * x_6 - 4.918 * x_{20} - 0.1528 * x_{35} + 70.6$
규칙 2	[0.2646, -0.231]	[1.324, -1.753]	[1.021, -0.284]	$y = -14.38 * x_6 - 1.447 * x_{20} + 1.111 * x_{35} + 59.53$
규칙 3	[0.2646, 0.041]	[1.324, -0.878]	[1.021, 1.892]	$y = -37.02 * x_6 + 3.121 * x_{20} + 12.17 * x_{35} + 52.82$

참고문헌

- Bezdek, J. (1981), *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York.
- Chiu, S. (1994), Fuzzy model identification based on cluster estimation, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, **2**, 267-278.
- Chiu, S. (1997), Extracting Fuzzy Rules from Data for Function Approximation and Pattern Classification. In Dubois, D., Prade, H. and Yager, R. R. (eds.), *Fuzzy Information Engineering*, John Wiley & Sons, 149-162.
- Han, S. H. et al. (1998), *Development of a Usability Evaluation Method*, Highly Advanced National Program Report, Pohang University of Science and Technology.
- Han, S. H. et al. (2000), *Usability Evaluation for Home/Office Devices*, Highly Advanced National Program Report (Unpublished), Pohang University of Science and Technology.
- Kohonen, T. (1990), The Self-Organizing Map, *Proceedings of IEEE*, **78**, 1464-1480.
- Kosko, B. (1997), *Fuzzy Engineering*, Prentice Hall.
- Mamdani, E. H. and Assilian, S. (1975), An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *International Journal of Machine Studies*, **7**(1).
- Matsubara, Y. and Nagamachi, M. (1997), Hybrid Kansei Engineering System and design support, *International Journal of Industrial Ergonomics*, **19**, 81-92.
- Nagamachi, M. (1995), Kansei Engineering: A new ergonomic consumer-oriented technology for product development, *International Journal of Industrial Ergonomics*, **15**, 3-11.
- Nakada, K. (1997), Kansei engineering research on the design of construction machinery, *International Journal of Industrial Ergonomics*, **19**, 129-146.
- Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J. and Wasserman, W. (1996), *Applied Linear Statistical Models* 4th edition, IRWIN.
- Rubin, J. (1994), *Handbook of Usability Testing*, John Wiley & Sons Inc., New York.
- Stone, M. (1974), Cross-validity choice and assessment of statistical predictions, *Journal of the Royal Statistical Society*, **36**, B, 111-133.
- Sugeno, M. and Kang, K. T. (1988), Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*, **28**.
- Takagi, T. and Sugeno, M. (1985), Fuzzy Identification of systems and its application to modeling and control, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, **SMC-15**, 116-132.
- Tanoue, C., Ishizaka, K. and Nagamachi, M. (1997), Kansei Engineering: A study on perception of vehicle interior image, *International Journal of Industrial Ergonomics*, **19**, 115-128.
- Yen, J. and Langari, R. (1998), *Fuzzy Logic: Intelligence, Control, and Information*, Prentice-Hall, New Jersey.
- Zadeh, L. A. (1965), Fuzzy set, *Information and Control*, **8**.