http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2011.11.12.386

Latent Class Analysis 기반의 만족 고객 세분화를 이용한 고객만족경영 향상 방안

Improving Customer Satisfaction Management using the Satisfied Customer Segmentation based on Latent Class Analysis

송기정*, 서광규**, 안범준**
상명대학교 일반대학원 경영공학과*, 상명대학교 경영공학과**

Ki-Jeong Song(kjsong@dsrgroup.co.kr)*, Kwang-Kyu Seo(kwangkyu@smu.ac.kr)**, Beumjun Ahn(bjahn@smu.ac.kr)**

요약

최근의 고객만족도 조사에서는 만족응답으로의 쏠림현상이 발생함으로써 만족고객의 비율이 높아져 고객만족 개선안 도출이 어려워지고 있다. 게다가 이로 인한 데이터 분석의 구조적 한계로 인해 고객만족도 조사의 실제 적용을 효과성이 감소하고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 만족고객을 재분류하여 보다 전략적인 의미를 도출하고 만족 고객의 불만족 요인을 찾아내기 위한 연구가 필요하다. 본 연구에서는 Latent Class Analysis(LCA)를 이용하여 만족 고객의 세분화에 초점을 두어 수행되었다. 초고속인터넷 서비스의 만족고객만을 대상으로 LCA를 적용한 결과 3개의 집단으로 세분화된 결과를 얻었으며 각 집단별 만족요인과 불만족 요인을 분석하여 궁극적으로 고객만족경영을 달성할 수 있는 시사점을 도출하였다. 연구결과는 고객만족도 조사가 다양하고 입체적으로 분석되어 고객만족조사의 활성화는 물론, 고객만족경영 향상을 위한 유용한 방법으로 활용되리라 기대한다.

■ 중심어 : | 만족 고객 | Latent Class Analysis | 고객 세분화 | 고객만족경영 |

Abstract

Recently it is difficult to draw an improvement for customer satisfaction because the ratio of satisfied customers increases in customer satisfaction survey. In addition, the effectiveness of practical application of customer satisfaction survey decreases due to its constitution limitation on its data analysis. In order to solve these problems, it is necessary to develop a novel research to identify the strategy meanings and find dissatisfied factors of satisfied customers using the satisfied customers' reclassification. This study focuses on the satisfied customer segmentation based on Latent Class Analysis (LCA). The case study with high-speed internet service customers show that the satisfied customers are divided into three subgroups using LCA and we draw meaning results such as satisfaction and dissatisfaction factors through analyzing each group. This study is expected to play the role as the groundwork for the revitalization of customer satisfaction survey as well as improving customer satisfaction management.

■ keyword : | Satisfied Customer | Latent Class Analysis | Customer Segmentation | Customer Satisfaction Management

접수번호 : #110823-009
접수일자 : 2011년 08월 23일
심사완료일 : 2011년 10월 21일
교신저자 : 서광규, e-mail : kwangkyu@smu.ac.kr

I. 서 론

고객만족은 마케팅 연구의 핵심이며, 충성도와 재구매 의도의 중요한 선행요인으로 잘 알려져 있다. 직·간접적으로 고객만족이 기업에게 주는 효익은 엄청나다고 할 수 있고 이에 따라 기업들은 고객을 만족시키기 위해 많은 노력을 펼칠 뿐만 아니라 고객만족조사를 통해 기업의 성과를 측정하고 있다. 그러나 기업들은 고객들로부터 불만족이 나오지 않도록 조사를 실시하는 경우가 많아 만족 고객의 비율이 매우 높으며, 고객 입장에서도 상황적으로나 개인적인 이유 등으로 진실로 만족에 대한 표현을 하지 못하는 경우가 발생한다. 결국, 고객만족이 매우 중요한 위치를 차지하고 있지만 제대로 고객만족이 조사되지 않거나 고객으로부터 정확하게 표현되지 않고 있을 가능성이 매우 높다[1].

최근의 대부분의 조사는 설문지를 이용하여 자료를 수집하고, 자료를 모델에 투입하여 고객만족도 수치를 계산하는 과정을 거친다. 모델에 따라 다소 차이는 있지만, 설문 문항의 측정도구로 이용되는 척도는 "매우 만족"에서 "매우 불만족"을 몇 개의 구간(보통 5-10개)으로 나누어서 응답하게 하는 리커트 척도를 주로 사용하고 있다[2]. 고객만족도 척도로서 리커트 척도의 문제는 실제 조사에서 자주 나타나는 응답의 쏠림현상에 관한 것으로 고객만족조사의 효용성을 제약하는데 있다. 기존의 고객만족조사에서는 고객만족 향상을 위하여 불만고객을 만족고객으로 전환시키려는데 중점을 두어 만족고객의 비중을 늘리고, 결과적으로 고객만족도 점수의 향상을 가져오도록 하였다. 이러한 현상이 고객만족 조사측면에서는 불만고객 응답 비율이 줄어들고, 만족응답 비율이 증가하는 경향으로 꾸준히 나타난다. 여기서 문제가 발생하였는데, 현재 주로 사용하는 측정도구로 고객만족 조사시 만족응답자 비율이 높게 나오고, 불만응답자 비율은 매우 낮게 나와, 세부적인 고객만족 개선 방향 도출이 어려워서 고객만족 활동의 유용성이 낮아지는 현상이 나타나고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 선행연구로써 세부속성의 복합점수를 이용한 만족고객의 재분류 방법이 수행되었다[3]. 본 연구에서는 만족고객의 재분류를 위한 선행연구와는 차별화되고 발전된 방법을 제안하여 본 연구를 수행하고자 한다.

본 연구의 목적은 고객만족도 조사에서 만족고객의 비중이 높게 나옴으로써 발생하는 문제를 만족 고객 세분화를 통하여 해결을 모색하고, 만족고객의 특성을 파악하여 고객만족경영 및 고객만족도 조사의 전략적 활용가치를 증대시키고자 하는데 있다. 본 연구에서는 고객만족도 조사의 활용가치를 높이기 위하여, 만족고객을 세분화하는 방법을 적용하고자 한다. 고객만족 측정에 관한 선행연구들은 단일항목 척도의 개선이나 효과를 비교 평가 그리고 복수 항목 척도를 사용을 검토하는 것이 대부분이었고 만족고객의 세분화를 통한 만족도 조사결과의 향상방안은 그 활용가치가 높음에도 불구하고 이루어지지 않았다. 본 연구에서는 만족고객의 세분화를 위하여 Latent Class Analysis(LCA)를 적용한 고객 세분화에 초점을 두어 수행하고자 한다. 이를 통하여 만족고객을 세분화하여 집단으로 구분하고, 각 집단별 만족요인과 불만족 요인을 분석하여 궁극적으로 고객만족경영을 달성할 수 있는 시사점과 전략을 도출하고자 한다.

II. 이론적 배경

1. 고객 세분화

고객 세분화란 고객을 상이한 욕구 및 행동, 특성 등을 가지고 있는 고객들을 집단(세분 군)으로 분류하는 과정을 말한다. 즉, 기업이 제품이나 서비스를 판매하고자 하는 목표 고객이나 시장을 선정하기 위하여 구매자들 간의 중요한 차이를 기준으로 하여 전체 시장을 몇 개의 부문으로 세분화함으로써 효과적인 마케팅 활동을 수행하고자 하는 과정이다. 고객 세분화에 대한 연구는 핵심고객에게 서비스를 극대화하고자 하는 것으로 차별화 전략과 집중화 전략을 위해 수행한다. 일반적으로 고객세분화는 관점에 따라 다음과 같이 구분할 수 있다.

- 조직 관점의 세분화 : 영리를 추구하는 기업에서는 당연히 누가 수익성 있는 고객인가를 구별해내는 데에

관심을 기울인다. 고객의 수익성을 현재 가치에 기반하여 측정하고자 하는 대표적인 방식은 RFM 분석으로, RFM 분석을 사용하여 고객의 행위와 활동에 대한 특성을 쉽게 파악할 수 있으므로 전통적인 RFM 분석을 수정 또는 확장하여 널리 사용되고 있다.

- 고객 관점의 세분화 : RFM 분석은 유용한 도구이지만 한계도 가지고 있다. RFM 분석에 의해 최우량고객만을 집중적으로 접촉할 경우 낮은 등급에 위치하지만 큰 구매력이 잠재해 있는 고객이 이탈할 수 있는 위험이 존재하고[4], 기업에서 고객전략을 수립할 때 고객을 기업의 중심에 놓는 작업이 필수적이며, 모든 기업의 프로세스는 고객의 관점으로 설계되어야 한다[5]. 고객 관점의 세분화는 고객이 특정 조직의 서비스나 제품을 어느 정도 가치 있는 것으로 평가하는가에 의해 고객을 구분하는 것으로 충성도, 만족도, 지불 의지 등의 측정에 의해 수행된다.

- 균형적 고객 세분화 : 균형적 고객 세분화는 조직관점의 고객에 대한 가치와 고객 관점의 조직에 대한 가치를 동시에 고려하는 개념이다. 전통적 RFM 인덱스를 수정한 RF_1F_2 인덱스에 의해 조직관점의 고객에 대한 가치를 세분화하여 우량 고객군과 비우량 고객군으로 크게 구분할 수 있다. 또한 고객관점의 조직에 대한 가치를 고객만족도에 의해 구분하여 만족 고객군과 불만족 고객군으로 구분할 수 있다. 이와 같이 조직관점의 고객에 대한 가치와 고객 관점의 조직에 대한 가치를 함께 적용한 것이 균형적 고객 세분화 모형이다.

2. Latent Class Analysis(LCA)

고객세분화를 위해서는 군집분석을 수행하는데 이는 유사한 특성을 지닌 개체들을 동일한 집단으로 분류하는 기법으로 단일기준결합방식, 완전기준결합방식. 평균기준결합방식, Ward의 오차제곱합방식, K-means 등의 방법에 의해 분석되고 있다. 하지만 이러한 전통적인 방법은 분석의 여러 측면에서 한계를 보여 주고 있다. 군집분석의 단점을 보완해 주는 대안적인 분석방법으로 Latent Class Analysis (LCA)가 있다. Vermunt and Magidson[6]에 의하면 LCA는 Mixture Likelihood Approach Clustering, Model-Based Clustering, Mixture-Model Clustenng, Bayesian Classification 그리고 Latent Class Cluster Analysis 등 다양한 이름으로 불리고 있다. LCA의 특징은 집단의 개수나 크기는 사전에 알려져 있지 않고, 사용하는 변수의 척도와 관계없이 집단을 세분화할 수 있다는 특징이 있다. 또한 한 관찰치가 특정 세분집단에 속할 확률을 특정세분집단 변수들의 조건 아래에서 관찰치가 관찰될 가능성 (likelihood)으로 표시하고, 각 관찰치는 가장 좋은 사후집단 (posterior membership) 확률값을 지닌 세분집단으로 분류된다. 먼저 전통적 방법인 군집분석의 문제점과 LCA의 장점을 선행연구에서는 다음과 같이 제시하고 있다. 첫째, 전통적인 군집분석이 채택하고 있는 분류방법은 non-overlapplng 군집방법이다. Non-overlapplng 방법으로 군집이 이루어진 경우, 특정 관찰치는 오직 한 집단에만 속하는 것으로 나타나고, 그 관찰치는 그 집단의 성격만을 반영하는 것으로 분석된다. 이러한 방법은 현실적인 인간행동의 다양성을 반영하고 있지 못하고 있다는 단점이 있다. 반면에 fuzzy cluster방법은 한 관찰치가 두 개 이상의 세분집단에서 발견될 수 있을 뿐만 아니라. 특정세분집단에 속한 정도를 확률로 파악할 수 있는 큰 장점이 있다. 즉 ML(maximum likelihood) 방법에 의한 사후 확률값을 이용하여 각각의 응답자들이 속하게 될 세분집단을 구분한다. 둘째, 전통적인 군집분석은 통치적으로 적정한 세분집단의 수를 통계적으로 제시하지 못한다는 단점이다. 일반적으로 군집분석에서는 최적의 세분집단 수는 오직 연구자의 주관적인 판단 하에 정해진다. 한편 계층적 군집분석은 사전에 군집 수를 정해 놓고 군집을 실시하므로 최적의 세분집단 수를 통계적으로 찾을 수 없는 단점이 있다. 그러나 LCA는 통계치를 통해 군집의 개수를 논리적으로 선택할 수 있는 장점이 있다. 주로 이용되는 통계치는 AIC(Akaike Information Criterion), BIC(Bayesian Information Criterion)으로 최적의 세분집단 수를 판단한다. AIC와 BIC 통계량은 세분집단 개수가 증가함에 따라 감소하게 되고, 작은 통계량을 가진 세분집단수가 최적이라고 판단한다. 셋째, 군집분석에서 사용할 수 있는 척도가 제한적이다. 군집분석에서 늘 유사성과 거리를 이용하여 비슷한 성

격을 가진 관찰치들을 묶어 준다. 따라서 군집방법에서는 사용하는 변수가 명목척도인 경우에는 이항척도데이터만이 사용될 수 있으며, 3개 이상의 명목척도는 사용할 수 없다. 따라서 일반적으로 많은 연구에서는 서열척도 이상의 변수로 군집분석을 실시하고 군집들 간의 명목 변수간의 차이점을 보기 위하여 교차 등을 주로 하고 있다. 그러나 LCA에서는 명목척도로 측정된 인구통계학적 변수와 같은 다양한 외생변수를 포함하여 군집분석이 가능하다. 즉 LCA에서는 다양한 척도로 측정된 변수들을 ML 알고리즘을 이용하여 동시에 분석할 수 있는 장점이 있다[7].

종합적으로 살펴보면, 군집분석의 문제점은 적정화수의 결정의 통계적 근거 부족, non-overlapping 방법, 사용 변수의 척도의 제한점 등이 있고, 이를 해결하는 방법이 LCA, 즉 결합모델(Mixture Model)이다[8]. Wedel and Kamakura[9]는 다음과 같이 결합모델을 설명하였다. 결합모델에서는 본래 한 개의 분포아래 우리가 모르는 몇 개의 하위분포로 구성되어 있다는 가정에서 출발한다. n개의 데이터로 구성되어 있고 k개의 변수로 구성되어 있다고 할 때 식 (1)과 같다.

$$Y_n = (Y_{nk}) \tag{1}$$

Y_n값은 s개의 세분집단 모집단에서 측정된 관찰값이다. 각 세분집단은 $\pi_1,...,\pi_s$의 분포를 가지고 있고 지집단크기의 합은 1이다 (식 (2)).

$$\sum_{s=1}^{s}\pi_s = 1 \;\; \pi_s \geq 0, s = 1,...,S \tag{2}$$

식 (3)에서 y_n은 소비자 관찰값이고 s는 군집의 개수, π_s는 s번째 세분집단에 포함될 사전 확률값이다. 벡터 y_n 의 조건부 분포함수는 $f_s(y_n\theta_s)$의 함수 형태를 따르며 세분집단 변수로 구성된 결합형 함수이다. 여기에서 θ_s는 특정 밀도의 형태를 가진 우리가 모르는 모의 벡터를 말한다. 이 확률밀도함수는 정규분포뿐만 아니라 명목척도로 구성된 이항분포도 확률밀도함수로도 쓸 수 있다. 따라서 사용하는 변수의 척도와 관계없이 집단세분화를 할 수 있다는 특징이 있다. 다시 말해서, 한 관찰치가 특정 세분집단 s에 속할 확률은 특정 세분집단 s의 변수들의 조건(θ) 아래에서 관찰치 y_n이 될 가능성으로 표시된다.

$$f(y_n|\Phi) = \sum_{s=1}^{S}\pi_s f_s(y_n|\theta_s) \tag{3}$$

결합모델의 모수 추정은 ML 방법이 주로 사용된다. 모수추정을 하는 방법은 여러 가지가 있는데 그 중 EM(expectation-maximization) 알고리즘이 계산의 간소성 때문에 주로 이용되고 있다. Expectation 단계는 소비자들이 특정 집단에 속할 확률을 계산하는 것이며, Maximization 단계는 각 세그먼트 당 특정 모수를 정하고 세그먼트의 크기를 결정하는 것이다 이 두 개의 단계는 우도함수가 최대가 될 때까지 계속 반복된다. 최적 세그먼트의 수는 최적 통계값으로 결정을 하게 되고 세그먼트 수가 많아지면 추정해야 할 모수의 수가 증가되어 우도함수가 왜곡된다. 식 (4)는 EM 알고리즘을 이용하여 추정하는 식이다. 일단 Φ의 추정치를 갖게 되면 사후 (posterior) 확률값, P_{ns} 는 각각의 관찰치 y_n을 베이지안 이론에 의해 구해진다. 여기이서 P_{ns} 은 각각의 관찰치가 세분집단에 분류되는 확률이다. 소비자는 가장 좋은 사후확률값을 지닌 세분집단으로 분류된다.

$$P_{ns} = \frac{\pi_s f_s(y_n\theta_s)}{\sum_{i=s}^{S}\pi_s f_s(y_n|\theta_s)} \tag{4}$$

Ⅲ. 만족 고객의 세분화

1. 전반적인 만족도와 속성 평가의 사례 분석

본 연구는 최근의 고객만족도 조사 결과에서 만족/긍정 응답으로의 쏠림현상이 심하게 발생하고 있다는데서 출발했다. 또한 이러한 쏠림현상은 기업에게 고객만족 활동 대비 개선정도가 낮다고 생각하게 하고, 향후

개선방향도 일반적이어서 고객만족도 조사의 유용성과 함께 고객만족 활동 자체가 위축시키는 현상을 보이고 있다. 고객만족도 조사의 만족/긍정 응답 쏠림 현상의 사례를 소개하면 [그림 1]과 같다.

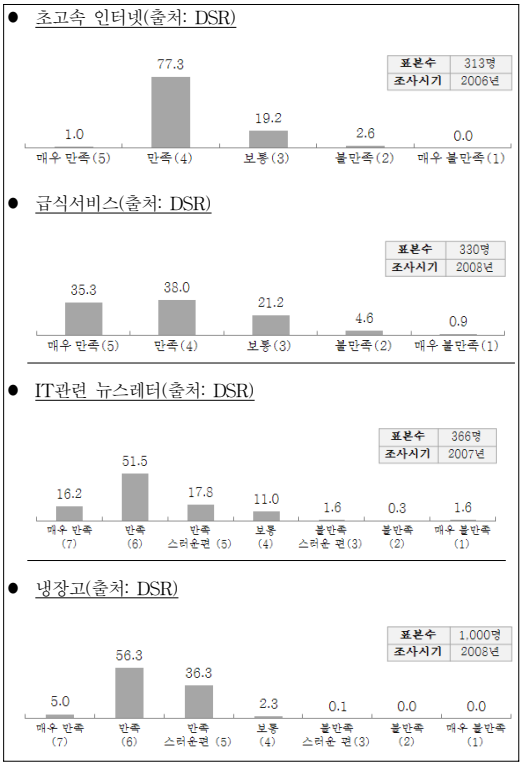

그림 1. 전반적인 만족도 응답 분포 사례

[그림 1]에 나타난 몇 개의 사례와 같이 일반적인 만족도 조사에서 불만족/부정 응답 비율이 현저히 낮고, 만족/긍정 비율은 매우 높은 현상을 보인다. 고객만족의 의미가 1차적으로 불만 고객을 만족 고객으로 전환시키자는 것이라면, 조사에서 불만 고객비중이 아주 적다면(심지어 1%미만이라면) 고객만족 활동의 의미와 목표가 바뀌어야 될 필요성이 있다. 즉 중도 응답 고객을 만족 고객화시키거나, 만족 고객을 매우 만족시키는 방향으로 바뀌어야 한다. 따라서 고객만족도의 조사와 그 분석도 응답자의 대다수를 차지하는 만족응답 고객에 초점을 맞추어야 한다.

본 연구에서는 [그림 1]의 다양한 사례 중에서 초고속 인터넷 서비스에 대한 만족도 조사를 연구 대상으로 선정하였다. 초고속 인터넷의 전반적인 만족도 분포 중 "만족"의 비율이 77.3%, 보통이 19.2%로 나와 만족 응답이 매우 높다. 5점 척도를 이용하여 측정했지만 실질적으로는 2점 척도가 된 셈이며, 더욱이 한쪽으로 응답이 몰린 결과를 보였다. 초고속 인터넷 조사 사례에서 전체적인 만족도를 기준으로 세부 속성평가의 평균값은 [표 1]과 같다.

표 1. 초고속인터넷 서비스의 전반적인 만족도와 세부 속성별 만족도 사례분석

	전체	초고속 인터넷 서비스에 대한 전반적 만족도				
		매우 불만족 (1)	불만족 (2)	보통 (3)	만족 (4)	매우 만족 (5)
(응답자의 수)	(313)	(0)	(8)	(60)	(242)	(3)
가입신청활동	3.95	0	3.88	3.73	4.00	4.00
개통/설치	3.99	0	4.00	3.87	4.02	3.67
고객센터	3.79	0	2.88	3.53	3.88	4.00
장애처리/AS	3.79	0	2.75	3.52	3.88	4.33
서비스안정성	3.45	0	2.38	2.87	3.62	4.33
서비스 속도	3.51	0	2.75	3.12	3.62	4.33
이용요금	3.47	0	3.25	2.98	3.59	4.00

전반적인 만족도의 평가 분포가 보통, 만족으로 집중화되어 있고, 다른 평가는 응답빈도가 낮아 엄밀한 비교는 다소 무리라 할 수 있겠지만, 전반적인 만족도에 대한 만족 응답자가 속성별 평가에서도 만족 응답이 높은 반면에, 불만족 응답자는 세부 속성에서도 불만족하는 경향은 뚜렷했다. 즉 전반적인 만족도 평가와 세부 속성별 평가간의 상관성이 높다. 또 속성별 평가의 전체 평균값을 살펴보면 "서비스 안정성"과 "이용 요금"의 속성이 가장 불만이며, 이 속성의 개선이 시급하다고 할 수 있겠다. 그러나 언급된 두 속성의 개선이 전반적인 만족도 개선에 가장 기여하는지는 다를 수 있다. 세부 속성의 개선이 전반적인 만족도에 미치는 영향력을 분석할 때 대표적으로 사용하는 통계분석방법으로 다중 회귀(Multiple Regression) 분석을 이용하였다.

[표 1]의 전반적인 만족도와 세부속성간의 다중회귀분석 결과는 [표 2]와 같다. 전반적인 만족도에 가장 영향을 많이 미치는 속성은 세부 속성 평균값의 결과와는 달리 "가입신청 활동"이며 다음이 "장애처리/AS"라는

속성이었다. [표 2]는 고객만족 분석 시 의미 있는 개선사항을 도출하기 위해서는 Descriptive한 결과 외에 고급통계분석을 이용한 심층분석이 필요하다는 것을 의미한다.

고객 만족도 조사에서 만족 고객의 쏠림현상이 강하게 드러날 경우 [표 1]과 [표 2]처럼 분석하는 경우가 일반적인이다. 그러나 만족의 응답자가 대부분일 경우 [표 1]의 평균값 비교나, [표 2]의 회귀분석의 결과가 만족 응답자(매우만족+만족)만을 대상으로 회귀분석한 결과는 같은 분석을 수행하였어도 결과가 다르게 나올 수도 있다.

표 2. 전반적인 만족도와 세부 속성간의 다중회귀분석 결과

Model	Unstd. Coefficients		Std. Coef.	t-value	Sig.
	B	Std. Err.	Beta		
(Constant)	0.218	0.383		0.568	0.570
가입신청활동	0.386	0.089	0.211	4.330	0.000
개통/설치	-0.073	0.073	-0.049	-1.007	0.315
고객센터	0.051	0.049	0.058	1.050	0.295
장애처리/AS	0.231	0.054	0.231	4.267	0.000
서비스안정성	0.208	0.043	0.292	4.862	0.000
서비스 속도	0.050	0.046	0.063	1.095	0.274
이용요금	0.101	0.040	0.125	2.537	0.012

만족 고객을 재분류하는 방법으로는 본 연구에서는 만족고객의 세분화 방법을 적용하고자 한다. 만족고객 세분화 방법은 현대 마케팅에서 가장 중요한 전략 도구인 고객 세분화방법을 도입하여 적용하는 것이다. 이는 고객만족 전략의 전개시 활용성을 염두해 둔 것으로 고객 세분화 방법을 적용할 경우 분석이 복잡하고, 어려운 점이 있지만, 평균화 오류를 피할 수 있고 또한 세분집단별로 프로필을 파악하여 고객 접근성이 향상된다.

2. LCA기반의 만족고객 세분화

만족 고객의 세분화는 응답의 분포가 어떤 이유에서든지 밸런스가 맞지 않고 만족응답방향으로 강하게 집중되었기 때문에 만족 응답을 세분화하여 집단으로 구분하고 각 집단으로부터 유용한 결과를 도출하기 위한 방법으로 시도된다. 일반기업에서 고객만족도 조사가 지속적으로 이루어지지 않는 이유는 이미 앞에서도 지적한바와 같이 조사결과를 행동으로 옮길 때 너무 포괄적이라는 것이다. 전년대비 고객만족도가 몇 점 상승했고, 만족요인은 어떻고, 앞으로의 개선점은 이렇다 하는 결과로는 구체적인 액션을 취하기에는 또 다른 계획이 요구된다. 그런데 고객만족도 조사를 수행할 정도로 고객에 대하여 진지하게 생각하고 있는 기업들은 이미 마케팅 파트에서 고객을 깊이 이해하려는 태도와 행동이 추진되고 있다. 그중에서도 대표적인 것이 세분화다. 세분화에 대한 이론은 1960년대에 이론적으로 체계화되고 기업의 전략수단으로 필수화 되고 있다. 코틀러는 "미래형 마케팅"이라는 저서[10]에서 경영관리체계의 중심에 세분화를 자리할 정도 세분화는 마케팅전략의 중심이 되고 있다.

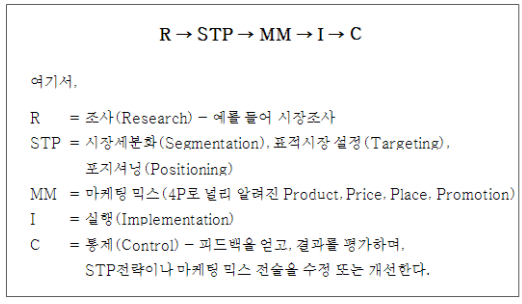

그림 2. 마케팅 경영관리 과정

본 연구에서는 이러한 고객세분화를 고객만족도 조사에 적용하기 위한 새로운 방법을 개발하고자 한다. 특히 특정 척도에 응답이 집중되었을 경우 보다 세부적으로 분석될 필요가 있는데 그 방법으로 세분화 방법을 적용할 수 있는 것이다. 고객만족도에 세분화를 적용할 경우 주요 장점은 집단별로 차별화된 전략이 가능하고 또한 고객의 프로필이 분석되어, 다른 분석에 비해 고객 접근성에 대한 정보습득이 용이하다는 것이다.

본 연구에서는 [그림 1]의 초고속 인터넷 서비스 사례에서 응답비중이 높은 "만족"의 응답자 242명을 세분화하였다. 세분화 프로그램은 투입 변수의 척도 유형이 자유로운 LCA 계열의 프로그램인 Latent Gold 4.0을 이용하였다. 투입변수는 7개의 세부속성평가요인이다. 또한 본 연구에서는 인구통계학적 변수인 소득과 연령 등을 공변량(covariate)으로 투입하여 다른 투입변수들

과 동시에 분석하였다.

본 연구의 대상인 "만족"의 응답자 242명을 표본으로 하여 세분 집단수에 따른 모델 적합도를 분석한 결과는 과, 세분 집단수가 증가 할수록 log우도함수 값은 증가되고 AIC 및 BIC 값은 감소하였다. 적정 세분집단의 수를 판단하기 위태서 BIC값 및 BIC 감소 폭, 또한 모델 설명력을 보는 R^2 Reduction error 등으로 판단할 수 있는데 [6], 만족고객을 2개의 세분 집단에서 3개의 세분 집단으로 집단수를 증가시키는 경우 BTC의 감소폭이 가장 크게 나타났다. 반면 3개의 세분집단에서 4개의 세분집단으로 집단수를 증가시키는 경우 오히려 BIC가 증가되는 것으로 나타났다. 또한 모델 적합도를 나타내는R^2값도 .95로 가장 높게 나타나서 3개의 세분집단이 가장 적정한 것으로 나타났다.

표 3. 세분집단 개수에 따른 검정통계량

세분집단수	LL	AIC	BIC	BIC 감소폭	Red. error	R^2
2	-21684.52	43553.98	43933.75	-	0.97	0.91
3	**-21260.81**	**42811.05**	**43405.51**	**528.24**	**0.96**	**0.95**
4	-21125.24	42644.48	43453.55	-48.04	0.89	0.89
5	-20988.71	42475.98	43499.70	-46.15	0.90	0.88

이러한 분석결과를 토대로 만족고객의 세분집단은 3개로 구분될 수 있으며, 1개의 만족 집단, 2개의 불만족 집단으로 구분되었다[표 4]. 전체 만족도가 "만족"수준인 집단이라고 세부 속성별로 모두 만족하는 것은 아니다. 약 과반수가 넘는 비중을 차지하는 집단 1은 세부 속성에서도 모두 만족의 수준에 버금가고 있으나, 집단 2는 요금, 집단 3은 서비스 안정성과 속도에 상대적으로 불만이 높다. 또한 집단 1은 상대적으로 고소득층 비중이 높고, 인터넷 Heavy User성향이며, 집단 2는 고졸 이하의 여성비중이 높은 특성을 보였다. 집단 3은 30대 남성이며 고학력 비중이 상대적으로 높다.

이러한 분석결과를 종합해 보면, 만족응답을 한 고객이라고 할지라도 이를 세분화하여 집단으로 구분하면 구분한 집단군별로 만족요인과 불만족요인을 보다 더 디테일하게 찾아낼 수 있어, 선행연구[3] 결과보다 집단별 고객만족전략과 마케팅 전략을 수행하는 것이 가능하다. 전술한 바와 같이 이러한 만족고객 세분화를 통한 고객 세분화결과는 세분화 집단별로 각 세부 요인별 만족과 불만족 요인은 물론, 인터넷 이용기간, 이용빈도, 성별, 연령, 학력, 소득 등의 새로운 투입변수들과의 상관관계 분석 등을 통하여 집단별 특화된 고객 만족 전략과 마케팅 전략을 도출할 수 있어 궁극적으로 고객 만족경영을 달성할 수 있는 의미 있는 시사점과 전략안을 도출할 수 있다.

표 4. 초고속인터넷 서비스 만족 고객의 세분화 결과

구분		집단1	집단2	집단3
세분집단 크기		56.6%	27.6%	15.9%
세부 속성 평가 (5점 척도 평균)	가입신청활동	3.98	4.06	4.00
	개통/설치	4.02	4.06	3.97
	고객센터	3.96	3.65	3.97
	장애처리/AS	3.99	3.62	3.95
	서비스안정성	3.98	3.31	2.89
	서비스 속도	3.97	3.20	3.10
	이용요금	3.75	3.28	3.57
월 평균 이용요금(원)		29,916	28,551	24,498
인터넷 이용 기간	1년 미만	20%	6%	2%
	1~2년 미만	8%	7%	13%
	2~3년 미만	8%	10%	3%
	3년 이상	64%	78%	81%
인터넷 이용 빈도	거의 매일	69%	50%	49%
	주 3~5회	15%	21%	26%
	주 1~2회	12%	22%	13%
	월 2이하	4%	7%	14%
성별	여자	58%	76%	45%
	남자	42%	24%	55%
연령	20대	32%	38%	23%
	30대	26%	25%	39%
	40대	37%	32%	24%
	50대	6%	5%	13%
학력	고졸 이하	43%	56%	39%
	대졸	54%	44%	61%
	대학원 이상	3%	0%	0%
월 평균 소득	200만원 미만	2%	0%	5%
	200~249만원	11%	8%	23%
	250~299만원	8%	29%	14%
	300~399만원	31%	34%	37%
	400~499만원	31%	26%	0%
	500만원 이상	17%	4%	21%

Ⅳ. 결론 및 향후 연구

고객만족 활동이 활발하고, 잘 정립되어 있는 기업일

수록, 고객만족도 조사 결과의 활용이 점점 더 축소되어, 단지 측정 수치 나열에 그치는 경우가 나타나고 있다. 이러한 이유는 고객만족도를 측정하고 종합지수를 산출하는 방식에서 전반적인 만족도 질문이 중요하고, 또한 이질문의 응답에서 만족비중이 높게 나와 다양하고 디테일한 행동 방침을 설정하는데 한계를 보이기 때문이다.

본 연구에서는 고객만족도 조사에서 만족고객의 비중이 높게 나옴으로써 발생하는 문제를 만족 고객 세분화를 통하여 해결안을 모색하고, 만족고객의 특성을 파악하여 고객만족경영 및 고객만족도 조사의 전략적 활용가치를 증대시키고자 수행되었다. 고객만족 측정에 관한 선행연구들은 단일항목 척도의 개선이나 효과를 비교 평가 그리고 복수 항목 척도를 사용을 검토하는 것이 대부분이었고 만족고객의 세분화를 통한 만족도 조사결과의 향상방안은 그 활용가치가 높음에도 불구하고 이루어지지 않았다. 본 연구에서는 만족고객의 세분화를 위하여 최근 들어 그 효용성이 입증되고 있는 LCA를 적용한 고객 세분화에 초점을 두어 수행하였다. 본 연구에서는 초고속 인터넷 서비스의 고객만족도 조사사례에서 응답비중이 높은 "만족"의 응답자 242명을 대상으로 고객 세분화를 수행하였는데, 고객세분화 결과 만족고객의 세분집단은 3개로 구분될 수 있으며, 1개의 만족 집단, 2개의 불만족 집단으로 구분되었고, 각 집단별 만족요인과 불만족 요인을 모두 확인하였으며 이를 통한 고객만족도 향상을 위한 시사점을 도출하였다. 본 연구에서 수행한 세분화 방법은 구체적인 세분집단의 프로필과 중점 개선사항을 도출할 수 있어 마케팅적인 흐름과도 일치함을 확인하였다.

본 연구의 한계점과 향후 연구내용은 다음과 같다. 먼저, 본 연구에서 몇 개의 사례를 나열하여 제시했지만, 제시한 사례가 많은 프로젝트의 결과를 대표하기 위한 대표성이 부족한 면이 있다. 본 연구는 전문조사기관인 동서리서치의 약 400여 프로젝트 중에서 대표적인 사례의 데이터를 축적하고 이 데이터에서 본 연구를 위한 사례연구를 선정했지만, 이를 일반화하기 위한 방안이 필요하다. 따라서 향후에는 고객만족도 조사의 현상, 특히 만족 응답 쏠림현상에 대하여 더 많은 자료가 축적되어 제시되어야 할 것이다. 또한 본 연구에서 적용한 세분화 방법의 문제 제기에 대한 해결방법으로 충분한 가능성을 보였다고 판단되나, 다양한 사례 연구를 통한 지속적인 연구가 요구된다. 향후 연구에서는 세부 속성구조와 측정 대상 제품 혹은 서비스에 따라 적합한 세분화 방법 발굴을 위한 다양한 시도도 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 강명주, 안진우, "고객만족의 오해와 진실: 의사만족에서 진실만족까지", 마케팅 연구, 제25권, 제4호, pp.97-123, 2010.

[2] 이유재, "고객만족 연구에 대한 종합적 고찰", 소비자학연구, 제11권, 제2호, pp.139-166, 2000.

[3] 송기정, 서광규, 안범준, "속성복합점수 기반의 만족 고객 재분류를 이용한 고객만족경영 향상 방안", 한국콘텐츠학회논문지, 제11권, 제7호, pp.57-73, 2011.

[4] 박광호, "인터넷 소매유통업의 RFM 모델 기반 충성고객 관리를 위한 웹서비스 프레임웍", 한국지능정보시스템학회논문지, 제8권, 제1호, pp.41-63, 2002.

[5] B. Hansotia, "Gearing up for CRM: Antecedents to successful implementation," The Journal of Database Marketing, Vol.10, No.2, pp.121-132, 2002.

[6] J. K. Vermunt and J. Magidson, *Latent Gold 4.0 Users Guide*, Statistical Innovations Inc., 2002.

[7] 양진호, 김철, 황윤섭, "잠재계층분석을 활용한 소비자의 브랜드 선택행동에 관한연구", 생산성논집, 제21권, 제4호, pp.149-170, 2007.

[8] 김소영, 곽영식, 김용준, "Mixture Model을 이용한 공연관람고객의 시장세분화", 광고학연구, 제24권, 제5호, pp.49-73, 2003.

[8] M. Wedel and W. A. Kamakura, *Market Segmentation: Conceptual and Methodological*

Foundatios, Boston; Kluwer Academic Publishers, 2002.

[10] P. Kotler, *Kotler on Marketing: How to Create, Win, and Dominate Markets*, Free Press, 1999.

저 자 소 개

송 기 정(Ki-Jeong Song) 정회원

- 1985년 2월 : 고려대학교 경영학과
- 2009년 ~ 2011년 : 상명대학교 경영공학과 일반대학원 석사
- 2011년 ~ 현재 : 상명대학교 경영공학과 일반대학원 박사과정

<관심분야> : 생산관리, 의사결정론, 데이터마이닝

서 광 규(Kwang-Kyu Seo) 종신회원

- 2002년 : 고려대학교 산업공학과 공학박사
- 1997년 9월 ~ 2002년 2월 : 한국과학기술연구원(KIST) 선임연구원
- 2003년 3월 ~ 현재 : 상명대학교 경영공학과 교수

<관심분야> : 생산관리, 의사결정론, 데이터마이닝

안 범 준(Beumjun Ahn) 정회원

- 1998년 : 일본 히로시마대학교 경제학 박사
- 1999년 3월 ~ 현재 : 상명대학교 경영공학과 교수

<관심분야> : 유통물류, 마케팅, 품질경영