

# 고객센터 상담내용 분석을 통한 이탈 요인에 관한 실증 연구

## An Empirical Study on Key Factors Affecting Churn Behavior with the Voices of Contact Center Customers

장문경(Moonkyoung Jang)\*, 유병준(Byungjoon Yoo)\*\*, 이재환(Jaehwan Lee)\*\*\*

### 초 록

최근 고객들은 다양한 IT 채널을 이용해 의견을 자유롭게 표현할 수 있게 되었다. 이에 따라 기업은 고객들의 의견 중 특히 부정적인 의견을 효율적으로 관리하기 위해 큰 노력을 기울이고 있다. 기존의 연구들은 주로 고객의 불만 제기 횟수나 상담시간 등의 양적 데이터를 이용하여 고객 이탈 방지에 관해 연구하였으나, 고객이 실제로 언급한 불만 내용을 분석한 연구는 한정적이다. 따라서 본 연구는 고객 불만 데이터를 중심으로 고객 이탈에 영향을 주는 요인들을 알아보기 위해 이탈-향의 이론(Exit-voice theory)을 바탕으로 보안업체의 고객센터로 접수된 46,235명 고객의 268,364건의 상담내용을 양적인 측면뿐만 아니라 질적인 측면에서도 실증 분석하였다. 감성 분석 방법을 활용하여 상담내용의 감성값을 도출하고, 도출된 감성 사건을 이용해 고객의 만족 여부를 명시적으로 알기 어려운 상담내용의 고객 만족도를 예측하였다. 마지막으로 이 감성 값이 고객의 이탈에 미치는 영향을 로지스틱 회귀분석을 통해 분석하였다. 분석 결과 고객이 만족 여부를 명확히 응답하지 않은 경우에도 감성 분석을 이용해 계산된 각 감성값이 고객 이탈에 서로 다른 영향을 준다는 것을 알 수 있었다. 향후 본 연구에서 제시한 감성 분석을 통한 만족도 예측방법으로 고객의 숨은 의도를 효과적으로 파악하여 고객 불만 관리에 실무적으로 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

### ABSTRACT

Along with IT development, customers are getting more easily to express their opinions using various IT channels. In this situation, complaint management is a pressing issue for companies to acquire and maintain loyal customers with low cost. Most of previous studies have investigated customer complaint information by quantitative variables such as demographic information, transaction information, or complaint frequency, but studies focusing on qualitative aspects of complaint information are limited. Therefore, this paper considers the possibility for customers to leave even when they complain occasionally or briefly. This paper analyzes the quantitative aspects as well as the qualitative aspects using sentiment

---

Byungjoon Yoo is thankful for the support by the Institute of Management Research at Seoul National University.

\* First Author, College of Business Administration, Seoul National University(moonk14@snu.ac.kr)

\*\* Co-Author, College of Business Administration, Seoul National University(byoo@snu.ac.kr)

\*\*\* Corresponding Author, College of Business Administration, Seoul National University(jlee@idb.snu.ac.kr)

Received: 2017-10-13, Review completed: 2017-11-16, Accepted: 2017-11-22

analysis with Exit-voice theory. The dataset contains 268,364 inquiries of 46,235 customers obtained from a contact center of a private security company in Korea. This paper carries out logistic regression and the results imply that the customers's explicit response and their implicit sentiment have different effect on customers leave. This study is expected to provide useful suggestions for the effective complaint management.

**키워드** : 고객 불만 관리, 고객센터, 이탈-항의 이론, 텍스트 분석, 감성 분석  
Complaint Management, Contact Center, Exit-voice theory, Text Analysis, Sentiment Analysis

## 1. 서 론

정보 기술의 발전과 고객 니즈(Needs)의 다양화로 인해 기업들은 고객 니즈를 빠르게 파악하고 고객 만족도를 향상시키기 위해 고객센터, 홈페이지, 이메일, 블로그, SNS(Social Network Service) 등 다양한 IT 채널을 활용하고 있다. 기업 입장에서 고객의 단순 문의, 칭찬, 불만 접수 등 다양한 고객 의견 중에서 고객 불만 내용을 잘 관리하는 것이 중요하다. 왜냐하면 고객 불만은 단기적으로 고객의 서비스 또는 제품의 재구입을 막을 수 있으며, 즉시 재무 성과에 영향을 끼치지 않더라도 장기적으로 부정적인 영향을 줄 수 있기 때문이다[18]. 또한, 신규 고객을 획득하는 것보다 기존 고객을 유지하는 것이 더 적은 비용으로 고객 점유율을 효과적으로 높일 수 있는 방법이기 때문이다[17, 24].

고객 이탈 방지에 대한 기존 연구는 주로 인구 통계학적 정보(성별, 연령, 직업, 거주지역 등), 거래정보(구매 시기, 횟수, 금액, 제품 특성 등) 및 고객 불만 데이터(불만 제기 횟수, 상담시간 등)를 이용한 데이터 마이닝 방법론을 주로 사용하고 있다[21]. 이와 같이 기존 연구들은 주로 양적 변수를 활용하여 분석하기 때문에 고객 상담내용 자체에 숨어있는 고객

의 의도를 파악하기 어렵다[16]. 예를 들어, 고객이 기업의 고객 커뮤니티 채널로 불만을 빈번하게 표현하거나, 긴 불만글을 작성하거나, 오랜 시간 통화하면 이탈을 할 가능성이 높다고 보는 것이다. 이와 같은 관점으로는 단순히 불만을 빈번히 제기하고 긴 시간을 들여 자신의 불만 사항을 회사에 제기하는 고객들이 향후 서비스나 제품을 더 이상 이용하지 않을 것이라고 예상하기 쉽다. 하지만 현실은 모든 고객이 자신의 불만 사항을 항상 솔직하고 명확하게 회사로 표현하는 것은 아니다. 어떤 고객들은 서비스나 제품에 불만을 가지고 있더라도 불만사항을 드물게 표현하거나 간략하게 표현한다. 고객 불만 데이터를 양적인 측면에서만 접근한다면 전자의 고객이 해악할 가능성이 더 높다고 판단할 수 있지만, 실제로는 드물고 간략하게 불만을 표현한 고객이 이탈 가능성이 더 높을 수 있다. 회사의 서비스나 제품에 대한 만족 정도를 만족 또는 불만족을 명시적으로 표현하지 않고, 불만이 있어도 조용히 머물다가 서비스를 해지하거나 제품을 더이상 구매하지 않는 고객이 존재할 수 있다. 어떤 고객들은 왜 자신의 의견을 분명하게 표현하지 않는가에 대한 기존 연구에 따르면 고객들은 기업이 자신들의 의견을 충분히 반영할 것이라는 기대가 있거나 해당 제품 또는 해당 서비

스에 대한 충성도가 높을 때 의견을 보다 명확하게 나타내는 경향이 있다[2]. 반대로, 불만에 대한 긍정적인 반응이 기대되는 상황이라도 그 때까지의 시간 및 노력 등의 투입 비용이 더 클 것이라고 판단하는 고객은 불만을 잘 표현하지 않을 수 있다[20]. 많은 기업들이 고객들의 명확한 의사 표현을 하는 환경을 조성하고, 고객의 의사표현에 따른 대응을 시기적절하게 하여 고객 불만사항을 해결해야 고객 이탈을 줄일 수 있다고 인식하고 있지만, 모든 고객이 항상 같은 환경에서 본인들의 의견을 명확하게 제시하는 것은 아니기 때문에 이를 실현하기는 쉽지 않다. 예를 들어, 고객에게 해당 제품이나 서비스에 대한 만족 여부를 물어봤을 때, 고객이 만족 여부를 명시적으로 표현하지 않았지만, 상담의 내용을 자세히 분석해보면 제품에 대한 부정적인 사항들을 언급하고 있을 수 있다. 따라서 이 고객은 추후 서비스 갱신이나 제품 재구매를 하지 않을 가능성이 높을 수 있다.

따라서 본 연구에서는 명시적으로 불만을 제기한 고객 이외에도 불만을 암시적으로 제기하는 고객이 있을 것이라고 가정하고, 기업으로 접수된 고객 의견을 양적인 분석뿐 아니라 질적으로 분석하여 고객 이탈에 미치는 영향을 연구하고자 한다. 이를 위해 전통적으로 고객 의견을 접수하는 창구 중 하나인 고객센터의 데이터를 실증 분석하였다. 고객이 고객센터로 전화를 건 횟수와 통화한 시간, 상담에 대한 만족 여부 등의 양적 변수와 함께 상담내역에 대한 감성 분석으로 생성된 질적 변수들이 고객 이탈에 미치는 영향을 로지스틱 회귀 분석을 이용하여 분석하였다. 본 연구에서 제시한 감성 분석을 통해 도출된 질적 변수들이

고객 이탈에 미치는 영향을 분석하여 고객의 숨은 의도를 효과적으로 파악하고 고객 불만 관리에 실무적으로 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 다음 장에서는 본 연구의 이론적 배경과 관련 연구를 살펴보고, 제 3장에서는 그에 따른 연구 가설에 대해 기술한다. 제 4장에서는 본 연구에 사용된 데이터에 대한 설명과 상담내용을 감성 분석하여 생성한 질적인 변수를 포함한 연구 변수에 대한 설명을 다룬다. 제 5장에서는 기초 자료 분석과 실증분석 결과를 기술하고, 마지막으로, 제 6장에서는 본 연구의 결론 및 시사점과 함께 한계점과 향후 연구방향 등을 다룬다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 이탈-항의 이론

이탈-항의 이론(Exit-Voice Theory)은 인적 자원 관리, 마케팅 전략 등의 다양한 맥락에서 연구되었다. 이탈-항의 이론에 따르면 항의(Voice)는 문제 해결을 위한 적극적인 행동으로, 이탈(Exit)은 문제 해결을 위한 노력 없이 그 상황을 회피하는 것으로 본다[10]. 예를 들어, 인적 자원 관리에서 이탈-항의 이론을 적용하면 직원의 불만을 해소할 수 있는 고충 처리, 옴부즈만, 카운슬링 등의 창구를 잘 구비하면 직원이 이탈보다 항의를 하게 되어 자발적인 이직률을 낮출 수 있다고 설명한다[8, 22]. Rusbult et al.은 이탈, 항의뿐 아니라 무시(Neglect)와 충성도(Loalty)를 직원의 불만족

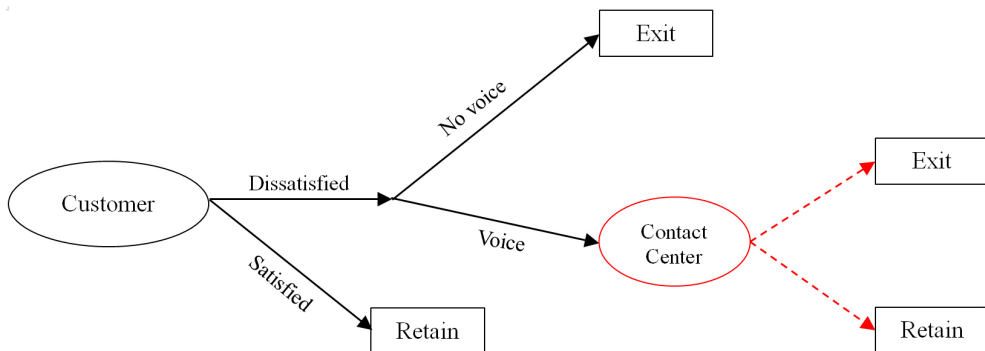
에 대한 반응으로 추가적으로 고려하여야 한다고 주장했다[19]. 이 네 가지 행동은 직원의 불만족에 따른 관계 단절 행동으로 볼 수 있는데, 이 중 항의는 주변 동료들과 함께 문제를 해결하거나 조합 및 정부기관 등의 외부기관으로부터 도움을 요청하는 등의 문제 해결을 위한 적극적인 건설적인 행동으로 볼 수 있다. 마케팅 측면에서 연구된 이탈-항의 이론에 따르면, 이탈은 소비 거부를 통한 시장 이탈이고, 항의는 기업 또는 상품 및 서비스에 대한 불만 제기로 정의할 수 있다. 불만스러운 상황에 처한 고객은 이탈 또는 항의를 할 수 있고, 어느 행동을 선택할 것인지는 충성도(Loyalty)에 따라 달라질 수 있다고 본다. 충성도가 높은 고객일수록 기업에게 목소리(Voice)를 내어 자신의 불만을 능동적으로 해결하려고 하고, 충성도가 낮은 고객일수록 불만을 해결하려는 노력없이 바로 이탈을 한다는 것이다. 이러한 이탈, 항의 그리고 충성도의 세 가지 영역은 고객 불만 관리(Consumer complaint management)에 중요한 요소이다. 최근 온라인을 통한 고객 불만 관리 전략에서는 고객의 목소리를 이끌어내는 것이 중요해졌다. 고객의 피드백을 적극적으로 수렴하여 매출과 시장 점유율을 유지하는 것이 기

업의 중요한 마케팅 전략이 된 것이다[9, 14].

본 연구에서는 이탈-항의 이론을 바탕으로 고객이 제품이나 서비스에 불만족했을 때 하는 행동을 <Figure 1>과 같이 가정하였다. 고객이 제품이나 서비스에 대해 만족했을 경우에는 지속적으로 해당 제품이나 서비스를 사용한다. 하지만 불만이 있을 때는 기업에게 적극적으로 불만을 나타내는 고객과 그렇지 않은 고객이 있을 수 있다. 본 연구에서는 고객센터로 연락을 한 고객 중에도 명시적으로 불만을 표현하는 고객과 그렇지 않은 고객이 있을 수 있다고 보고, 감성 분석을 통해 명시적으로 불만을 표시하지 않은 고객을 효과적으로 발견하는 방법을 제시하고자 한다.

## 2.2 고객 불만 관리

IT의 비약적 발전에 따라 고객들은 SNS, 홈페이지, 이메일, 블로그 등을 통해 자신의 의견을 과거에 비해 더 쉽고 자유롭게 피력할 수 있게 되었다. 온라인상에서 표현되는 고객의 의견은 고객이 쉽게 콘텐츠를 생산할 수 있고, 확산이 훨씬 빠르다는 점에서 오프라인에 표현된 고객 의견에 비해 잠재 고객에 대해 많은



〈Figure 1〉 Conceptual Process

영향을 줄 수 있다. 또한 고객의 불만사항을 어떻게 처리하느냐에 따라 기존 고객이 충성 고객이 될 수도 있고 그렇지 않을 수도 있기 때문에 기업들은 온라인상에서 발생하는 고객 불만에 대한 초기 대처 전략에 많은 관심을 두고 있다[7]. 이러한 고객 불만은 고객의 이탈뿐만 아니라 매출이나 경영 성과에 장기적으로 영향을 주기 때문에 많은 기업들이 고객 불만 관리에 노력을 기울이고 있다[18].

하지만 고객 불만에 관한 기존 연구는 고객의 불만 제기 횟수나 불만을 나타내는 글의 길이 또는 상담시간 등의 양적 변수를 주로 사용한다[16]. 더군다나 기존 연구는 고객이 불만이 있어도 적극적으로 불만을 피력하지 않은 경우를 탐지하기 힘든 한계점이 있다. 불만을 명시적으로 정확히 기업에게 전달하는 고객은 소수로, 대다수의 고객들은 불만을 적극적으로 제기하지 않고 재구매를 하지 않거나 서비스 계약 기간을 연장하지 않는 등의 이탈 행동으로 자신의 의견을 나타낸다. 이는 기업의 입장에서 더 중요하지만 풀기 어려운 문제로, 불만을 명시적으로 표현하는 고객에 대해서 기업은 고객이 불만을 나타내는 관련 사항에 대한 응답이 가능하지만, 불만이 있어도 명확히 의견을 피력하지 않고 조용히 머물다 서비스를 해지하거나 제품을 재구매를 하지 않는 고객에 대해서 기업은 고객의 불만을 알아차릴 수 없다. 고객 불만은 기업이 개선해야 할 내용을 알려주는 것이기 때문에, 고객이 불만을 드러내지 않는다면 개선할 방법을 파악할 기회를 잃고 장기적으로 경영성과에 부정적인 영향을 끼칠 우려가 있다.

고객이 제품이나 서비스에 대한 만족도를 명시적으로 표현하지 않을 수 있기 때문에, 본

연구에서는 만족 여부를 정확하게 표현한 고객뿐만 아니라, 명확하게 만족 여부를 나타내지 않은 고객의 데이터도 분석에 사용했다. 만족 여부를 알 수 없는 고객 의견의 세부 내용이 서비스 해지 및 제품 재구매에 영향을 주는 지표를 내포하고 있다고 보고, 고객 불만에 대한 양적인 변수와 함께 구체적인 불만 내용을 분석한 질적인 변수를 활용하여 고객 이탈에 미치는 영향에 대해 실증 분석하였다. 예를 들면, 고객센터로 불만 전화를 걸거나 인터넷 고객센터에 상담을 요청한 고객이 상담을 마쳤다고 생각해보자. 이 고객은 자신이 받은 상담에 대해 불만족이라고 직접적인 표현을 하지 않았지만, 상담에 불만족할 수 있고 그로 인해 추후 제품이나 서비스에 대한 재구매를 포기할 수도 있다. 따라서 본 연구에서는 상담에 대한 만족/불만족 여부를 확실히 알고 있는 고객 데이터뿐 아니라 만족 여부에 대해 무응답인 고객 데이터를 분석해 고객 이탈에 미치는 영향을 분석하였다. 만족 여부를 알 수 없는 고객 데이터는 기록된 상담내용 텍스트에 대한 감성 분석을 이용해 분석하였다.

감성 분석(Sentiment analysis)은 리뷰와 같은 평가 문서에서 주요 단어를 추출하고, 주요 단어를 기반으로 고객의 의견이나 글에 드러난 감성 상태를 추출하고 분석하는 방법이다. 인터넷과 모바일, 스마트 서비스의 발달로 고객이 의견을 표현하는 온라인 채널은 매우 다양해졌다. 다양한 온라인 채널을 통해 제품이나 서비스와 관련된 고객의 의견이 대량의 데이터로 축적되고 있지만, 고객 관리 담당자가 수동으로 이런 의견 데이터를 처리하는 것은 거의 불가능하다. 이에 대한 해결책으로 자동화된 텍스트 분석, 특히 감성 분석과 관련된 기

법들이 활발히 연구되고 있다. 대표적인 기법으로는 WordNet과 같은 언어 사전에 기반한 감정 분류나, 자연어 처리(NLP: Natural Language Processing) 및 기계학습(Machine Learning) 알고리즘을 사용하여 감성을 나누고 정량화된 값으로 변환하는 방법 등이 있다[13, 25].

## 2.3 고객센터

최근에 더욱 가속화된 IT의 발전으로 채팅, 이메일, 메신저 앱 등이 비대면 고객 커뮤니케이션 (상담) 채널로 새롭게 각광받고 있다. 하지만 고객의 목소리를 직접 들을 수 있고, 고객도 직접 상담원의 목소리를 들을 수 있는 고객센터(Customer service center; Contact center; Call center)가 여전히 고객 불만 처리에 있어 중요한 부분을 담당하고 있다.

고객센터 업무는 전화를 건 주체에 따라 수신에 해당하는 인바운드 콜(Inbound call)과 발신에 해당하는 아웃바운드 콜(Outbound call)로 나눌 수 있다. 인바운드 콜은 고객센터 직원이 고객으로부터 걸려온 전화를 받아 고객의 문의에 응답하거나, 새로운 계약에 관련된 접수, 불만을 상담하고 처리하는 고객 관리 지원 업무를 말한다. 반대로 아웃바운드 콜은 고객센터 직원이 고객에게 전화를 걸어 현재 고객의 불만사항을 능동적으로 확인하여 고객을 유지하거나 잠재 고객에게 새로운 정보를 제공하여 제품 및 서비스 판매 촉진을 목적으로 하는 업무를 가리킨다.

고객센터에 관련된 기존의 연구는 주로 상담원에게 걸려오는 인바운드 콜을 어떻게 분배해야 가장 빠른 시간 내에 고객의 문제를 해결해 줄 수 있는지, 상담원의 직업 만족도 및

상담 시스템 만족도가 상담 성과에 어떠한 영향을 미치는지와 같이 고객센터를 효과적이고 효율적으로 운영하기 위한 연구가 주를 이룬다[4, 12]. 아직 고객센터와 고객 만족 그리고 고객 이탈에 대한 연구는 그다지 많이 이루어지지 않았다. 따라서 본 연구에서는 실제 고객센터로 접수된 상담내역을 분석하여 고객 이탈에 영향을 미치는 변수들에 대해 알아본다. 본 연구에 사용된 데이터는 보안 및 통합 무인경비 서비스를 제공하는 국내 사설경비 회사의 고객센터의 고객 상담 데이터로, 고객별로 발생된 인바운드 콜과 아웃바운드 콜 데이터를 함께 분석하였다.

## 3. 연구 가설

본 연구에서는 이탈-향의 이론을 바탕으로 고객이 고객센터에 문의한 데이터에서 고객 이탈에 영향을 미치는 요인들을 분석하였다. 고객 이탈은 실제 고객이 서비스를 해지한 시점으로 정의하였고, 고객이 고객센터에 문의하는 행동에서 발생하는 양적 변수와 질적 변수를 함께 연구 모형에 사용하였다. 분석에 사용된 양적 변수에는 전화 빈도, 통화 길이, 상담 중 만족한 횟수, 불만족한 횟수 등이 포함된다. 질적 변수에는 상담원이 기록한 상담내용을 분석하여 사용하였는데, 상담내용에 대해 감성 분석을 실시하고 이를 기반으로 만족, 불만족과 같은 숨겨진 상담 만족도를 추출하였다.

이탈-향의 이론에 따르면, 고객이 서비스나 제품에 대해 불만이 있을 때 그에 따른 반응 행동으로 이탈(Exit)을 하거나 항의(Voice)를 할 수 있다[10]. 고객의 항의(Voice)는 문제 해

결을 위한 적극적인 행동인데 반해, 이탈(Exit)은 문제 해결을 위한 노력을 하지 않고 회피하는 수동적인 행동으로 볼 수 있다[8, 22]. 고객은 제품 혹은 서비스에 대한 충성도(Loyalty)에 따라 이탈과 항의 중 하나를 선택하게 되는데, 충성도가 높은 고객일수록 자신의 의견을 적극적으로 회사에 표현하여 자신의 의견이 반영되도록 행동하고, 충성도가 낮은 고객일수록 별다른 노력없이 해당 서비스나 제품의 사용을 그만두고 다른 서비스나 제품을 선택하려 떠나게 된다. <Figure 1>에서 고객이 불만이 생겼을 때 고객센터로 연락을 하는 등 추가적인 노력을 들이지 않고 바로 이탈해버리는 경우가 이에 해당된다. 본 연구에서는 고객이 고객센터에 연락하는 행동을 목소리를 적극적으로 내어 의견을 개진하는 것으로 볼 수 있다고 가정하여 가설 1을 도출하였다.

*가설 1: 고객센터에 연락을 많이 하는 고객일수록 이탈 가능성이 낮을 것이다.*

고객센터의 업무는 인바운드 콜과 아웃바운드 콜로 나눌 수 있는데, 인바운드 콜은 고객센터 직원이 고객으로부터 걸려온 전화를 받아서 처리하는 업무이고, 아웃바운드 콜은 고객센터 직원이 고객에게 전화를 걸어 고객의 불만사항을 사전에 확인하고 해약을 방지하거나 잠재 고객에게 전화를 걸어 제품이나 서비스를 홍보하는 업무이다. 아웃바운드 콜 중 특별한 목적 없이 고객에게 전화를 걸어 고객의 안부를 묻는 등 고객과의 인간적 관계를 유지하는 모든 종류의 서비스를 해피콜(Happy call)이라고 부른다. 이러한 해피콜 서비스는 실행에 비용과 노력이 투입되기 때문에 회사는 무작위로 고객을 선정하여 해피콜 서비스를 제

공하는 것이 아니라 서비스 만료일이 가까워진 고객이나 이탈 가능성이 높은 고객, 서비스 가입이나 제품구매 가능성이 높은 잠재고객을 선별하는 전략을 주로 사용한다[3]. 이런 가정을 바탕으로 가설 2를 도출하였다.

*가설 2: 고객센터의 연락을 많이 받은 고객일수록 이탈 가능성이 높을 것이다.*

다음으로 고객 만족 여부와 고객 이탈 간의 관계를 살펴보고자 한다. 고객이 제품 및 서비스를 사용하며 만족감을 느끼면 고객의 재구매 의도나 유지에 긍정적인 영향을 미친다[12, 24]. 이러한 고객 행동 중 고객센터에서 이루어지는 불만 처리에 대한 만족감은 고객의 몰입도(Commitment), 신뢰(Trust), 구매의도(Intention to purchase), 고객 유지(Retention)에 긍정적인 영향을 미치는 것이 알려져있다[1, 23]. 반대로 고객이 상담에 불만족하게 되면 고객은 불만족한 사항에 대해 회사에 시정요구를 하거나, 부정적인 평가를 주위사람들에게 하거나(Voice) 서비스나 제품을 더 이상 사용하지 않는 행동(Exit)도 할 수 있다[12]. 이러한 선행연구에 기초하여 고객의 만족도와 이탈에 대한 아래와 같은 가설을 도출하였다.

*가설 3: 고객센터의 피드백 만족도를 “만족”이라고 응답한 고객일수록 이탈 가능성이 낮을 것이다.*

*가설 4: 고객센터의 피드백 만족도를 “불만족”이라고 응답한 고객일수록 이탈 가능성이 높을 것이다.*

*가설 5: 고객센터의 피드백 만족도를 “보통”이라고 응답한 고객일수록 이탈 가능성이 낮을 것이다.*

고객이 서비스에 만족하지 못했을 때 명확하게 불만을 표현하는 경우도 있지만, 대부분의 불만족 고객은 불만사항을 대외적으로 드러내지 않는 경우가 많다[2]. 따라서 본 연구에서는 명시적으로 만족이나 불만족을 표현하지 않고, 만족 여부에 대해 무응답을 한 고객들이 실제로는 고객센터의 대응에 불만족했을 것이라고 가정하고 그에 따른 이탈 가능성에 대한 가설 6을 도출하였다.

가설 6: 고객센터의 피드백 만족도 조사에 응답하지 않은 고객일수록 이탈 가능성이 높을 것이다.

가설 6은 명시적으로 만족도에 대해 응답하지 않은 고객들이 사실은 불만족했을 것이라고 가정하였으나, 이 가정은 비현실적일 수 있다. 따라서 상담원이 기록한 상담내용을 감성사전을 이용해 감성 분석하고 감성값을 계산해 고객의 만족도를 만족, 불만족, 보통으로 예측하였다. 추가 분석을 통해 예측된 만족도가 고객 이탈에 미치는 영향을 연구하였다.

만족 여부를 명확하게 표현하지 않는 고객들은 상담내용에서도 자신의 의견을 명확하게 표현하지 않을 가능성이 존재한다. 예를 들어, 자신이 불만족했다고 의사표현을 확실히 할 수 있는 고객은 상담내용에서도 자신이 왜 불만족을 했는지 상세하게 얘기할 가능성이 높다. 하지만 자신의 만족여부를 명확하게 표현하지 않는 고객은 상담에 대해 불만족하고 있는 경우에도 불만족한 사항에 대해서 자세히 얘기하지 않거나 오히려 본인의 만족 여부와 반대되는 태도를 상세 내용에서 보일 가능성이 있다. 따라서 만족 여부가 무응답인 고객들

의 감성값이 이탈에 미치는 영향에 대해 아래와 같이 가설을 도출하였다.

가설 7: 고객센터의 피드백 만족도 조사에 응답하지 않은 고객 중, 상담내용 감성값이 “만족”인 경우가 많은 고객일수록 이탈 가능성이 높을 것이다.

가설 8: 고객센터의 피드백 만족도 조사에 응답하지 않은 고객 중, 상담내용 감성값이 “불만족”인 경우가 많은 고객일수록 이탈 가능성이 낮을 것이다.

가설 9: 고객센터의 피드백 만족도 조사에 응답하지 않은 고객 중, 상담내용 감성값이 “보통”인 경우가 많은 고객일수록 이탈 가능성이 낮을 것이다.

## 4. 분석 데이터 및 변수

### 4.1 분석 데이터

본 연구에서는 국내 사설경비업체의 고객센터로부터 제공받은 고객정보와 상담내용을 분석에 사용하였다. 사설경비산업은 계약 경비, 내부 경비, 경비시스템 모니터링, 귀중품의 운반 서비스의 네 가지 분야로 구성되어 있다. 사설경비산업은 사람 및 유/무형의 재산을 보호, 가게 내부 경비 서비스, 알람 시스템 관리 등 넓은 범위의 보호 및 보안 서비스를 제공하는 산업이다[6]. 급속한 도시화와 정보화에 따라 과거보다 더 많은 안전 위해 요인들이 발생하였고 개인 안전에 대한 사회적인 관심도가 증가하여 사설경비산업이 급격히 발전하고 있다. 사설경비산업의 중요성 및 규모가 커짐에 따라

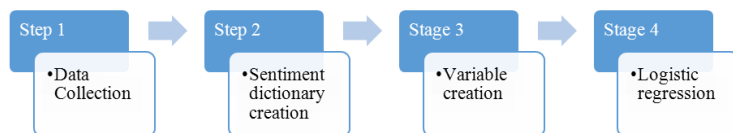
연구자들도 관심을 갖고 다양한 연구를 하기 시작했다[5, 6, 11, 15]. 우리나라의 경우 사설경비산업의 발전이 더욱 두드러지는데, 사이버 경찰청 자료에 의하면 사설경비업체의 수는 2001년 1,929개에서 2012년 3,836개로, 사설경비업 종사자 수는 97,117명에서 150,030명으로 크게 증가하였다. 사설경비산업에서의 경쟁력은 신속한 출동 서비스와 안정되고 신뢰할 수 있는 서비스 제공을 기본 바탕으로 하고 있으며, 고객을 대상으로 직접적인 서비스를 제공하기 때문에 고객 대면 채널인 지점(Branch)과 함께 비대면 채널인 고객센터의 역할이 매우 중요하다고 할 수 있다.

분석에 사용한 고객센터 데이터는 2013년 1월 1일부터 12월 31일까지의 1년 동안 인바운드 콜과 아웃바운드 콜에 대한 기록과 익명화된 고객정보이다. 중도절단(Censoring) 이슈를 해결하기 위해 계약일자가 2013년 1월 1일 이후인 고객들만을 대상으로 분석을 실시하였다. <Figure 2>는 본 연구의 전체적인 분석 과정은 나타낸다.

## 4.2 감성 분석

고객센터의 피드백 만족도에 대해 응답하지 않은 고객 데이터를 분석하기 위해 감성 분석을 수행하였다. 기록된 상담내용에서 감성값을 계산하기 위해 형태소 분석을 통해 어휘를 추출하고 각 어휘가 갖는 감성 극성을 판단하는

단계를 거쳤다. 감성 극성의 판단은 추출된 어휘가 상담내용에서 가지는 의미를 긍정(만족)/중립(보통)/부정(불만족)의 값으로 변환하여 이루어진다. 이런 감성 극성 판단을 위해서는 각 어휘별로 감성값을 표현한 감성 어휘사전이 필요하다. 많은 연구들에서 WordNet의 각 어휘에 긍정/중립/부정 값을 연결한 Senti WordNet을 사용하고 있지만, 특정 도메인에서의 감성 분석을 위해서는 어휘 자체의 고유한 특성으로 감성값을 부여하기 보다는 해당 도메인에서 사용되는 어휘의 특성을 파악하여 유연하게 감성값을 부여하는 것이 효과적이라고 알려져 있다[26]. 따라서 본 연구에서는 사설경비산업 고객센터라는 도메인에서 효과적으로 사용할 수 있도록 자체 감성 사전을 생성하였다. 이를 위해 형태소 분석과 불용어 제거 작업을 수행하여 감성사전에 사용할 어휘들을 선정하였다. 각 상담내용을 분석하여 만족/불만족을 판단하기 위해서는 감성값 구분을 위한 기준이 필요하다. 고객이 고객센터의 피드백에 대해 만족, 불만족으로 분명하게 표시한 상담내용을 감성값 구분을 위한 기준 데이터로 사용하였다. 고객들이 ‘만족’했다고 응답한 상담내용에 자주 등장하는 단어들은 양(Positive)의 감성값을 가지고, 고객들이 ‘불만족’했다고 응답한 상담내용에 자주 등장하는 단어들은 음(Negative)의 감성값을 가지도록 각 단어가 가지는 감성값을 계산하였다. 각 단어의 감성값을 계산할 때 단어 등장 횟수(Term



<Figure 2> Overall Process

frequency; TF)와 문서 등장 횟수(Document frequency; DF)를 함께 사용한 TF-IDF 값을 가중치로 사용하였다[13]. 이와 같은 과정을 거쳐 감성사전을 작성하였다. 감성사전을 이용하면 고객이 만족도를 나타내지 않은 상담에 대해서도 상담내용에 드러난 감성값을 계산해 만족도를 예측할 수 있다. 예를 들어, {기기점검, 내용, 지점비상벨테스트}라는 상담내용이 있다면 각각의 단어에 해당하는 감성값인 0.895, 0.800, 1.0의 평균인 0.893이 해당 상담내용이 나타내는 감성값이 된다. 상대적으로 높은 감성값을 가진 감정단어 하나가 상담내용 전체에 미치는 영향을 완화하기 위해 단어들의 감성값 합 대신 감성값의 평균을 사용하였다.

상담내용에 드러난 감성값을 알고 있어도 그 상담내용이 만족인지 불만족인지 판단하기 위해서는 임계값이 필요하다. 적절한 임계값을 선정하기 위해 감성사전 제작에 사용하지 않았던, 만족도가 '보통'인 상담내용을 사용하였다. 만족도가 '보통'인 상담내용의 감성값을 모두 계산한 후에 이들의 평균을 보통감성값으로 사용하였다. 보통감성값을 기준으로 상담내용을 분류하면 모든 상담내용이 만족과 불만족의 두 가지로 분류된다. 하지만 실제로 만족도가 보통인 상담도 존재할 수 있으므로 보통 감성값을 기준으로 일정한 구간을 만들 필요가 있다. 보통감성값을 기준으로  $x\%$ 의 경계 구간을 설정하여 감성 극성을 판단하였다. 예를 들어, 보통감성값이  $y$ 라면  $(1-x\%) \times y$ 보다 작은 감성값을 가진 상담내용은 불만족으로,  $(1+x\%) \times y$ 보다 큰 감성값을 가진 상담내용은 만족으로 판별하였다. 이 구간의 사이에 있는 상담내용의 만족도는 보통으로 분류된다. 경계 구간을 설정하기 위해 0%에서 30%까지 실험

을 하여  $f1$  값을 추출하였다. 예측 정확도는 감성사전 제작에 사용한 데이터를 재사용하였다. 다시 말해 고객의 만족/불만족을 알고 있는 상담내용에 대해 감성값을 계산하고 우리가 설정한 경계 구간에 따라 해당 상담내용을 만족/보통/불만족으로 예측하고 예측 값이 원래 만족도와 얼마나 일치하는지 계산하였다. 경계 구간을 넓게 잡을수록 불만족에 대한  $f1$  값은 좋아지지만 만족에 관한  $f1$  값은 크게 감소한다.  $f1$  값과 별개로 경계 구간이 넓어질수록 보통으로 분류되는 상담내용이 많아진다. 경계 구간에 따라 보통으로 분류되는 상담내용의 비율이 달라진다. 경계 구간을 넓게 가정할수록 '보통'으로 분류되는 상담내용이 크게 증가하는데, 25%로 경계 구간을 설정했을 때 대부분의 상담내용이 '보통'으로 분류되기 시작한다. 따라서 본 연구에서는 15%의 경계 구간을 사용해 상담내용의 만족도를 판단하였다.

#### 4.3 변수

<Table 1>은 본 연구에서 사용된 주요 변수들에 대한 설명이다. 고객( $i$ )이 고객센터로 연락한 전화 횟수( $Inbound_i$ )는 고객의 피드백 만족도에 따라 만족한 전화 수( $Satisfy_i$ ), 불만족한 전화 수( $Unsatisfy_i$ ), 보통이라고 응답한 전화 수( $Soso_i$ ), 응답하지 않은 전화 수( $Norespond_i$ )로 세분화 할 수 있다. 생성한 감성사전을 활용하여 상담내용을 분석하면 응답하지 않은 전화까지 포함하여 모든 상담내용에 대한 고객반응을 예측할 수 있다. 먼저, 응답하지 않은 전화 수( $Norespond_i$ )를 제외하고 긍정(만족,  $Positive_i$ ), 부정(불만족,  $Negative_i$ ), 중립(보통,  $Neutral_i$ )의 고객반응을 계산하여 감성사전이 제대로 생성

〈Table 1〉 Variables Description

|           | Variables       | Definition                                                                                |
|-----------|-----------------|-------------------------------------------------------------------------------------------|
| Dep. Var. | $Leave_i$       | Continuous use = 0, Leave = 1                                                             |
| Ind. Var. | $Inbound_i$     | Customer $i$ 's inbound call frequency                                                    |
|           | $Satisfy_i$     | Customer $i$ 's satisfying call frequency                                                 |
|           | $Unsatisfy_i$   | Customer $i$ 's unsatisfying call frequency                                               |
|           | $Soso_i$        | Customer $i$ 's ordinary call frequency                                                   |
|           | $Norespond_i$   | Customer $i$ 's no-response call frequency                                                |
|           | $Positive_i$    | Customer $i$ 's positive call frequency among satisfying, unsatisfying and ordinary calls |
|           | $Negative_i$    | Customer $i$ 's negative call frequency among satisfying, unsatisfying and ordinary calls |
|           | $Neutral_i$     | Customer $i$ 's neutral call frequency among satisfying, unsatisfying and ordinary calls  |
|           | $P\_Positive_i$ | Customer $i$ 's positive call frequency among no-response calls                           |
|           | $P\_Negative_i$ | Customer $i$ 's negative call frequency among no-response calls                           |
|           | $P\_Neutral_i$  | Customer $i$ 's neutral call frequency among no-response calls                            |
|           | $Outbound_i$    | Outbound call frequency to Customer $i$                                                   |
| Controls  | $NumDays_i$     | Number of join days by Customer $i$                                                       |

되었는지를 확인한 후, 응답하지 않은 전화 수( $Norespond_i$ )에 대해서도 긍정(만족,  $P\_Positive_i$ ), 부정(불만족,  $P\_Negative_i$ ), 중립(보통,  $P\_Neutral_i$ )의 고객반응을 예측하였다.

인바운드 콜에 대한 정보와 함께 회사가 고객에게 전화를 거는 아웃바운드 콜의 횟수( $Outbound_i$ )가 고객 이탈에 미치는 영향도 고려하였다. 중도절단 이슈를 해결하기 위해 2013년 동안 가입한 고객들만을 대상으로 분석하였으나, 전체 분석기간이 1년으로 중도 가입한 고객들이 여전히 존재하기 때문에, 가입 후 최종 관찰일인 2013년 12월 31일까지의 날짜 수( $NumDays_i$ )를 통제변수로 사용하였다.

## 5. 분석 결과

### 5.1 기초 자료 분석

제공받은 데이터 셋에서 변수를 추출하여 기초 분석한 결과, 관찰 기간 동안 발생한 전화

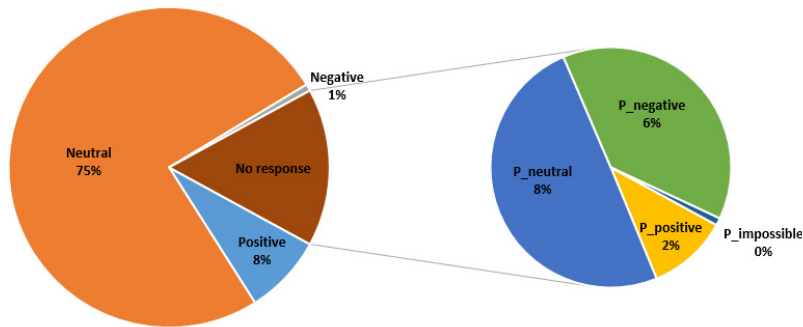
수는 268,364건이고 총 고객 수는 46,235명이다. 그 중 관찰 기간 내에 서비스를 해지한 고객 수는 11,246명이다. 고객의 평균 가입기간은 195.5일이고, 1년 동안 평균적으로 5.6건의 상담을 하였다. <Table 2>와 <Table 3>에서는 각 변수들의 기술 통계 값과 상관관계를 정리하였다.

〈Table 2〉 Descriptive Statistics of Variables(All customers: 46,235)

| Variable Name   | Mean    | Std. Dev. | Min | Max |
|-----------------|---------|-----------|-----|-----|
| $Inbound_i$     | 5.664   | 7.688     | 1   | 389 |
| $Satisfy_i$     | 0.197   | 0.497     | 0   | 8   |
| $Unsatisfy_i$   | 0.015   | 0.129     | 0   | 3   |
| $Soso_i$        | 1.983   | 1.530     | 0   | 10  |
| $Norespond_i$   | 0.140   | 0.391     | 0   | 5   |
| $Positive_i$    | 0.389   | 1.921     | 0   | 164 |
| $Negative_i$    | 3.646   | 4.660     | 0   | 180 |
| $Neutral_i$     | 0.033   | 0.208     | 0   | 5   |
| $P\_Positive_i$ | 0.083   | 0.319     | 0   | 10  |
| $P\_Negative_i$ | 0.383   | 0.794     | 0   | 17  |
| $P\_Neutral_i$  | 0.296   | 0.686     | 0   | 15  |
| $Outbound_i$    | 0.140   | 0.394     | 0   | 5   |
| $NumDays_i$     | 195.539 | 99.72206  | 0   | 365 |

〈Table 3〉 Correlation

|                      | (1)    | (2)   | (3)    | (4)    | (5)    | (6)   | (7)   | (8)   | (9)   | (10)  | (11)  | (12)  | (13)  | (14) |
|----------------------|--------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| (1) $Leave_i$        | 1      |       |        |        |        |       |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (2) $Inbound_i$      | -0.010 | 1     |        |        |        |       |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (3) $Satisfy_i$      | -0.030 | 0.298 | 1      |        |        |       |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (4) $Unsatisfy_i$    | 0.039  | 0.053 | -0.013 | 1      |        |       |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (5) $Soso_i$         | 0.019  | 0.543 | 0.056  | 0.014  | 1      |       |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (6) $Norespond_i$    | 0.041  | 0.080 | -0.022 | -0.004 | -0.066 | 1     |       |       |       |       |       |       |       |      |
| (7) $Positive_i$     | -0.024 | 0.672 | 0.434  | -0.006 | 0.111  | 0.002 | 1     |       |       |       |       |       |       |      |
| (8) $Negative_i$     | -0.018 | 0.851 | 0.176  | 0.034  | 0.652  | 0.015 | 0.459 | 1     |       |       |       |       |       |      |
| (9) $Neutral_i$      | 0.028  | 0.134 | 0.011  | 0.499  | 0.086  | 0.006 | 0.012 | 0.116 | 1     |       |       |       |       |      |
| (10) $P\_Positive_i$ | 0.023  | 0.196 | 0.031  | 0.011  | 0.081  | 0.280 | 0.063 | 0.145 | 0.024 | 1     |       |       |       |      |
| (11) $P\_Negative_i$ | -0.016 | 0.295 | 0.002  | 0.013  | 0.075  | 0.201 | 0.044 | 0.190 | 0.056 | 0.170 | 1     |       |       |      |
| (12) $P\_Neutral_i$  | -0.024 | 0.252 | -0.000 | 0.034  | 0.053  | 0.271 | 0.030 | 0.156 | 0.087 | 0.088 | 0.269 | 1     |       |      |
| (13) $Outbound_i$    | 0.020  | 0.237 | 0.065  | 0.035  | 0.200  | 0.041 | 0.082 | 0.219 | 0.065 | 0.077 | 0.132 | 0.101 | 1     |      |
| (14) $NumDays_i$     | 0.137  | 0.201 | 0.135  | 0.048  | 0.404  | 0.074 | 0.072 | 0.213 | 0.055 | 0.151 | 0.086 | 0.034 | 0.092 | 1    |



〈Figure 3〉 The Sentiment Percentage of Customer Inquiries

고객 반응 및 감성값과 관련해서, 실제 고객 반응과 계산된 감성 값 모두 보통(*Soso*, *Neutral*)로 구분된 상담건수가 많은 부분을 차지하고 있으며, 불만족(*Unsatisfying*)으로 응답했거나 부정적(*Negative*)인 감성값을 가지는 상담건수는 전체의 약 1% 정도의 분포를 보였다. 고객이 만족 여부를 응답하지 않은 상담건수는 전체의 약 16%를 차지했고, 이를 감성사전을 통해 계산된 감성값이 긍정(만족, *P\_positive*)인 경우가 2%, 부정(불만족, *P\_negative*)인 경우가 6%, 중립(보통, *P\_neutral*)인 경우가 8%의 분포를 보였다. <Figure 3>은 감성값별 상담 수의 비율 분포를 나타낸다.

## 5.2 분석 결과

본 연구에서는 로지스틱 회귀분석(Logistic regression)을 사용하여 고객 이탈에 영향을 주는 요인을 분석하였다. 종속변수로 고객이 이탈을 했을 때를 1, 하지 않았을 때를 0으로 보고, 이탈에 각 변수들이 미치는 영향을 분석하였다.

먼저, 고객센터에 고객이 연락하는 횟수(*Inbound<sub>i</sub>*)와 고객에게 연락을 하는 횟수(*Outbound<sub>i</sub>*)가 이탈에 미치는 영향을 알아보았다(모델 1). 고객센터에 고객이 연락하는 횟수(*Inbound<sub>i</sub>*)는 이탈 가능성에 음의 관계가 있고,

고객에게 연락을 하는 횟수(*Outbound<sub>i</sub>*)는 이탈 가능성에 양의 관계가 있는 것으로 나타났다(가설 1 지지, 가설 2 지지).

다음으로 고객이 응답한 만족 여부가 이탈에 미치는 영향을 알아보았다(모델 2). 고객이 만족한 전화 수(*Satisfy<sub>i</sub>*)는 이탈 가능성에 음의 관계가 있고(가설 3 지지), 불만족한 전화 수(*Unsatisfy<sub>i</sub>*), 보통이라고 응답한 전화 수(*Soso<sub>i</sub>*), 응답하지 않은 전화 수(*Norespond<sub>i</sub>*)는 이탈 가능성에 양의 관계가 있는 것으로 나타났다(가설 4, 가설 5, 가설 6 지지).

마지막으로 감성사전을 바탕으로 구한 감성값이 이탈에 미치는 영향을 알아보았다(모델 3). 고객이 만족 여부를 응답한 상담내용에 대해 감성값을 긍정(만족, *Positive<sub>i</sub>*), 부정(불만족, *Negative<sub>i</sub>*), 중립(보통, *Neutral<sub>i</sub>*)으로 분류한 결과는 각 감성값이 긍정/부정/중립인 경우가 고객의 만족/불만족/보통인 경우와 동일한 결과를 나타냈다. 즉, 감성값이 긍정인 상담 수는 이탈 가능성에 음의 관계가 있고(가설 3 지지), 부정인 상담 수는 이탈 가능성에 양의 관계가 있다(가설 4 지지). 중립(*Neutral<sub>i</sub>*)인 상담 수도 고객응답이 ‘보통’인 경우와 마찬가지로 이탈 가능성에 양의 방향이 있는 것으로 나타났다(가설 5 지지). 고객이 만족 여부와 감성사전을 바탕으로 계산된 감성값이 이탈에 미치는 영향의 방향이 일관적으로 나타나므로 감성사전을 이용한 감성값 계산이 논리적으로 이루어졌다고 볼 수 있다. 또한, 고객이 만족 여부를 응답하지 않은 전화에 대해서도 감성사전을 통해 긍정(만족, *P\_Positive<sub>i</sub>*), 부정(불만족, *P\_Negative<sub>i</sub>*), 중립(보통, *P\_Neutral<sub>i</sub>*)의 고객반응으로 분류를 하고 이탈에 미치는 영향을 분석하였다. 고객이 만족 여부를 응답하지 않은 상담내용은 긍정적인 감성값을 가질 때 이

탈에 양의 영향을 미쳤고(가설 7 지지), 부정이거나 중립일 때는 이탈에 음의 영향을 미쳤다(가설 8, 가설 9 지지). 따라서 분석 결과, 본 연구에서 제시된 모든 가설은 지지되었으며, 각 모델에 대한 상세 결과는 <Table 4>에 제시하였다.

<Table 4> Logistic Regression of Customer Churn

| Dependent variable: 1 if a customer terminated the company's service, 0 otherwise |                     |                     |                     |
|-----------------------------------------------------------------------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                                                                                   | Odds Ratio          |                     |                     |
|                                                                                   | (1)                 | (2)                 | (3)                 |
| <i>log(Inbound<sub>i</sub>)</i>                                                   | 0.875***<br>(0.015) |                     |                     |
| <i>log(Satisfy<sub>i</sub>)</i>                                                   |                     | 0.674***<br>(0.027) |                     |
| <i>log(Unsatisfy<sub>i</sub>)</i>                                                 |                     | 1.701***<br>(0.197) |                     |
| <i>log(Soso<sub>i</sub>)</i>                                                      |                     | 0.882***<br>(0.021) |                     |
| <i>log(Noresponse<sub>i</sub>)</i>                                                |                     | 1.314***<br>(0.056) |                     |
| <i>log(Positive<sub>i</sub>)</i>                                                  |                     |                     | 0.737***<br>(0.023) |
| <i>log(Negative<sub>i</sub>)</i>                                                  |                     |                     | 1.296**<br>(0.108)  |
| <i>log(Neutral<sub>i</sub>)</i>                                                   |                     |                     | 0.918***<br>(0.016) |
| <i>log(P_Positive<sub>i</sub>)</i>                                                |                     |                     | 1.150*<br>(0.063)   |
| <i>log(P_Negative<sub>i</sub>)</i>                                                |                     |                     | 0.898***<br>(0.030) |
| <i>log(P_Neutral<sub>i</sub>)</i>                                                 |                     |                     | 0.875**<br>(0.026)  |
| <i>log(Outbound<sub>i</sub>)</i>                                                  | 1.185***<br>(.053)  | 1.130**<br>(0.050)  | 1.222***<br>(0.055) |
| <i>NumDays<sub>i</sub></i>                                                        | 1.006***<br>(.001)  | 1.016***<br>(0.002) | 1.016***<br>(0.002) |
| <i>NumDays<sub>i</sub><sup>2</sup></i>                                            | 0.100***<br>(0.000) | 0.100***<br>(0.000) | 0.100***<br>(0.000) |
| <i>Constant</i>                                                                   | 0.141***<br>(0.007) | 0.133***<br>(0.006) | 0.000***<br>(0.000) |
| AIC                                                                               | 48729.25            | 48588.56            | 48577.84            |
| BIC                                                                               | 48772.96            | 48658.50            | 48665.25            |
| # Observations                                                                    | 46,235              |                     |                     |
| # Leaving                                                                         | 34,989              |                     |                     |
| # Staying                                                                         | 11,246              |                     |                     |

Standard errors in parentheses, \*\*\**p* < 0.001, \*\**p* < 0.01, \**p* < 0.05.

## 6. 결론 및 향후 연구 과제

고객 불만 데이터를 중심으로 고객 이탈에 영향을 주는 요인들을 알아보기 위해 본 연구에서는 이탈-향의 이론을 바탕으로 고객센터로 접수된 고객들의 상담내역을 실증 분석하였다. 특히 본 연구에서는 고객의 상담내역을 양적인 측면뿐이 아니라 질적인 측면에서도 분석하고자 하였다. 이를 위해 텍스트 분석 중의 하나인 감성 분석 방법을 활용하여 감성사전을 구축하고, 이를 기준으로 고객 상담내역의 감성값을 도출하였다. 이 감성값을 통해 고객이 만족 여부를 응답하지 않았더라도 상세 상담내역의 분석을 통해 고객의 만족 여부를 판단할 수 있었다.

분석 결과는 크게 세 가지로 요약할 수 있다. 첫째, 고객이 고객센터로 전화를 많이 할수록 고객이 이탈을 할 확률이 낮아지고, 고객센터가 고객에게 전화를 많이 할수록 고객이 이탈을 할 확률이 높아진다. 이 결과는 이탈-향의 이론과 일치하는데, 불만을 적극적으로 표현하는 고객이 그렇지 않은 고객에 비해 이탈 가능성이 낮다고 해석할 수 있다. 둘째, 고객의 고객센터의 상담에 만족할 수록 이탈 가능성은 낮아진다. 만약 기업이 고객의 불만을 성공적으로 관리한다면 고객 이탈률을 낮출 수 있다는 것을 시사한다. 셋째, 고객이 만족 여부를 명시적으로 나타내지 않더라도 감성 분석을 통해 만족 여부를 예측할 수 있다. 만족 여부를 명시적으로 나타내지 않았을 경우에 만족의 감성값은 이탈과 긍정적인 관계를 가졌으며 불만족의 감성값은 이탈에 부정적인 관계를 가지는 것으로 나타났다. 이 결과는 고객이 만족 여부를 겉으로 드러내지 않고 이탈을 염두에 두고 있을 때 상담원에게 솔직하게 불만을 얘기하기보다 만족스럽다는 긍정적인 견해만을 얘기한다고

해석할 수 있다. 반대로 고객이 만족 여부를 명백하게 드러내지 않았지만 이탈을 염두에 두고 있지 않은 경우에는 상담원에게 불만족에 대한 부분을 솔직하게 언급하는 것이라고 해석할 수 있다. 이를 통해 고객이 만족 여부를 명확히 응답하지 않았을 경우에도 상세 내용을 감성 분석하여 상담내용을 통해 고객 이탈을 예측해 볼 수 있다는 것을 알 수 있다.

본 연구는 다음과 같은 시사점을 가지고 있다. 먼저, 본 연구는 이탈-향의 이론을 바탕으로 불만을 적극적으로 표현하는 고객이 그렇지 않을 고객에 비해 오히려 이탈을 하지 않는다는 것을 실제 고객센터에 접수된 고객 상담내용을 분석하여 설명하고자 시도하였다는 점에서 이론적 기여점을 찾을 수 있다. 특히, 기존 연구가 상담 횟수, 상담 시간 등의 양적인 측면을 고려하여 분석한 반면, 본 연구에서는 이러한 양적 측면과 함께 상세내역을 감성분석하여 질적인 측면에서 고객 이탈과의 관계를 살펴보고자 했다는 점에서 기존 연구와 차별화된다.

또한, 고객이 노골적으로 불만을 표현하지 않아도 본 연구에서 제시한 감성 사전을 바탕으로 상담내용을 감성 분석하여 고객이 말하고자하는 숨은 의도를 파악하는 방법이 고객센터의 고객 불만 관리에서 실무적으로 활용될 수 있을 것으로 기대한다. 실제로 고객 불만을 접수하여 처리하는 상담원의 개인적 역량에 따라 불만 처리 업무의 정확성과 효율성이 달라질 수 있기 때문에, 본 연구에서처럼 감성 사전을 통해 도출한 감성값을 참고한다면 고객 불만 관리를 보다 효과적이고 일관적으로 수행할 수 있을 것이다.

하지만 본 연구는 고객센터로 전화로 접수된 고객의 상담내용을 상담원이 작성하였다는 점에서 한계점이 있다. 상담원은 객관적이고

간략한 언어로 상담내용을 시스템에 기록하도록 정기적으로 교육 받기 때문에 고객이 작성한 내용보다 간결하고 명확할 수 있다. 그러므로 향후에 고객이 직접 입력한 다양한 형태의 데이터를 단어 단위뿐만 아니라 구문 단위로 분석한다면 더 풍부한 감성 사전을 생성하여 보다 정확한 감성값을 계산하고, 이 감성값이 이탈에 미치는 영향을 분석할 수 있을 것이다. 그리고 본 연구에서는 데이터 제약으로 계약 종류, 계약 금액, 업종 등의 고객 특성을 고려하지 못했지만, 고객 특성에 따라 이탈의 원인이 상이할 수 있으므로 향후 이러한 고객 특성을 고려하여 이탈 원인을 분석하여 더욱 의미 있는 연구로 발전시킬 수 있을 것이다. 또한 시계열 데이터 분석을 통해 고객이 불만을 여러 번 표현했을 경우에 고객센터의 응대에 따라 상담내용의 감성값 변화를 살펴보고 시간에 따라 이탈에 미치는 영향을 살펴보는 것도 좋은 연구가 될 것이라 기대한다. 마지막으로 본 연구는 감성분석을 통해 도출된 변수를 활용하여 로지스틱 회귀분석으로 각 변수들이 고객 이탈에 미치는 영향을 분석하였다. 하지만 로지스틱 회귀분석 이외에 인공신경망이나 의사결정나무 등의 다양한 연구 방법으로 고객 이탈에 미치는 요인을 분석하고, 각 모델을 상호 비교해본다면 고객 이탈연구에 관한 새로운 관점을 제시할 수 있을 것이다.

---

## References

---

- [1] Bennington, L., Cummane, J., and Conn, P., "Customer satisfaction and call centers: an Australian study," *International Journal of Service Industry Management*, Vol. 11, No. 2, pp. 162-173, 2000.
- [2] Chebat, J., "Silent Voices: Why Some Dissatisfied Consumers Fail to Complain," *Journal of Service Research*, Vol. 7, No. 4, pp. 328-342, 2005.
- [3] Cho, K. and Byun, D., "Methodology for selecting happy call customer: a case study," *The Study of Resional Development*, Vol. 38, No. 1, pp. 87-104, 2006.
- [4] Cho, S.-H. and Park, K.-H., "An Empirical Study on Enhancing User Satisfaction of Customer Service Information Systems," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 18, No. 2, pp. 257-277, 2013.
- [5] Crawford, A., *Plural policing: The mixed economy of visible patrols in England and Wales*, The Policy Press, 2005.
- [6] De Waard, J., "The private security industry in international perspective," *European Journal on Criminal Policy and Research*, Vol. 7, No. 2, pp. 143-174, 1999.
- [7] Einwiller, S. A. and Steilen, S., "Handling complaints on social network sites -An analysis of complaints and complaint responses on Facebook and Twitter pages of large US companies," *Public Relations Review*, Vol. 41, No. 2, pp. 195-204, 2015.
- [8] Farrell, D., "Exit, voice, loyalty, and neglect as responses to job dissatisfaction: A multidimensional scaling study," *Academy of Management Journal*, Vol. 26,

- No. 4, pp. 596-607, 1983.
- [9] Fornell, C. and Wernerfelt, B., "A model for customer complaint management," *Management Science*, Vol. 7, No. 3, pp. 287-298, 2000.
- [10] Hirschman, A., *Exit, Voice and Loyalty: Responses to Decline in Firms, Organization and States*, Cambridge, Mass: Harvard University Press, 1970.
- [11] Jones, T. and Newburn, T., *Private security and public policing*, Oxford: Clarendon Press, 1998.
- [12] Keiningham, T. L., Aksoy, L., Wallin Andreassen, T., Cooil, B., and Wahren, B. J., "Call center satisfaction and customer retention in a co-branded service context," *Managing Service Quality: An International Journal*, Vol. 16, No. 3, pp. 269-289, 2006.
- [13] Kim, Y. S. and Jeong, S. R., "Intelligent VOC Analyzing System Using Opinion Mining," *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 19, No. 3, pp. 113-125, 2013
- [14] Kucuk, S., "Consumer exit, voice, and 'power' on the internet," *Journal of Research for Consumers*, Vol. 15, pp. 1-13, 2008.
- [15] Loader, I., "Private security and the demand for protection in contemporary Britain," *Policing and Society: An International Journal*, Vol. 7, No. 3, pp. 143-162, 1997.
- [16] Mozer, M. C., Wolniewicz, R., Grimes, D. B., Johnson, E., and Kaushansky, H., "Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunications industry," *Neural Networks, IEEE Transactions*, Vol. 11, No. 3, pp. 690-696, 2000.
- [17] Ng, K. and Liu, H., "Customer retention via data mining," *Artificial Intelligence Review*, Vol. 14, No. 6, pp. 569-590, 2000.
- [18] Park, S. H., Lee, Y. S., and Shin, H. J., "The Impact of Service Failures and Customer Complaints on Financial Performance of the Firm," *Journal of the Korean Production and Operations Management Society*, Vol. 22, pp. 1-20, 2011
- [19] Rusbult, C. E., Farrell, D., Rogers, G., and Mainous, A. G., "Impact of Exchange Variable on Exit, Voice, Loyalty, and Neglect: An Integrative Model of Responses to Declining Job Satisfaction," *Academy of Management Journal*, Vol. 31, No. 3, pp. 599-627, 1988.
- [20] Singh, J., "A Typology of Consumer Dissatisfaction Response Styles," *Journal of Retailing*, Vol. 66, No. 2, pp. 57-100, 1990.
- [21] Song, H. S., Kim, J. K., Cho, Y. B., and Kim, S. H., "A personalized defection detection and prevention procedure based on the self-organizing map and association rule mining: Applied to online game site," *Artificial Intelligence Review*, Vol. 21, No. 2, pp. 161-184, 2004.
- [22] Spencer, D., "Employee voice and employee retention," *Academy of Manage-*

- ment Journal, Vol. 29, No. 3, pp. 488-502, 1986.
- [23] Tax, S. S., Brown, S. W., and Chandrashekar, M., "Customer Evaluations of Service Complaint Experiences: Implications for Relationship Marketing," Journal of Marketing, Vol. 62, No. 2, pp. 60-76, 1998.
- [24] Trubik, E. and Smith, M., "Developing a model of customer defection in the Australian banking industry," Managerial Auditing Journal, Vol. 15, No. 5, pp. 199-208, 2000.
- [25] Yeon, J. H., Lee, D. J., Shim, J. H., Lee, S. G., "Product Review Data and Sentiment Analytical Processing Modeling," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 16, No. 4, pp. 125-137, 2011.
- [26] Yu, Y., Kim, Y., Kim, N., and Jeong, S. R., "Predicting the Direction of the Stock Index by Using a Domain Specific Sentiment Dictionary," Journal of Intelligence and Information Systems, Vol. 19, No. 1, pp. 92-110, 2013.

## 저 자 소 개



장문경  
 2005년  
 2005년~2008년  
 2009년  
 2011년~2014년  
 2014년~현재  
 관심분야

(E-mail: moonk14@snu.ac.kr)  
 경희대학교 경영대학 (경영학 학사)  
 롯데정보통신 근무  
 경희대학교 경영대학 (경영학 석사)  
 Tyco International, Ltd. 근무  
 서울대학교 경영대학 (경영학 박사과정)  
 Mobile Game, Social Network, E-Commerce



유병준  
 1994년  
 1999년  
 2001년  
 2003년  
 2003년~2005년  
 2005년~2007년  
 2007년~2010년  
 현재  
 관심분야

(E-mail: byoo@snu.ac.kr)  
 서울대학교 경영대학 (경영학 학사)  
 MIS, Eller College of Management,  
 University of Arizona (석사)  
 Information Systems, Tepper School of Business,  
 Carnegie Mellon University (석사)  
 Tepper School of Business,  
 Carnegie Mellon University (박사)  
 전 홍콩과기대 경영대학 교수  
 전 고려대학교 경영대학 교수  
 현 서울대학교 경영대학 교수  
 서울대 경영전문대학원 교수  
 Pricing Strategy of Digital Good, B2B E-commerce,  
 Online Auctions



이재환  
 2014년  
 2016년  
 2016년~현재  
 관심분야

(E-mail: jlee@idb.snu.ac.kr)  
 서울대학교 공과대학 (컴퓨터공학 학사)  
 서울대학교 공과대학 (컴퓨터공학 석사)  
 서울대학교 경영대학 (경영학 박사과정)  
 데이터 마이닝, 소셜 미디어, 모바일 게임