

## AHP를 이용한 카드고객 이탈 요인의 우선순위 분석 : 경영지원 · 카드모집 · 고객서비스 집단을 중심으로\*

이정우\*\* · 송영규\*\*\* · 한창희\*\*\*\*

### A Priority Analysis of Card Customer Churn Factors Using AHP : Focusing on Management Support, Card Recruitment, Customer Service Personnel's Perspective\*

Jungwoo Lee\*\* · Young-gue Song\*\*\* · Chang Hee Han\*\*\*\*

#### ■ Abstract ■

Nowadays data-based decision making is emerging as the center of the business environment paradigm, but many companies do not have data-driven decision-making systems. It has also been studied that using an expert's intuition in decision making can be more efficient in terms of speed and cost, compared to analytical decision making. The goal of this study is to analyze customer churn factors using a group of experts within a financial company from the viewpoint of decision-making efficiency. We applied a debit card 'A', product of the National Credit Union Federation of Korea. The churn factors of all the financial expert groups were examined. Also, the difference in each group (management support, card recruitment, customer service group) was analyzed. We expect that this study will be helpful in the practical aspects of managers whose environments is lack data-oriented infrastructure and culture.

Keyword : Data Analytics, Customer Churn, Decision-Making, AHP, ANOVA, Credit Union

Submitted : June 24, 2021

1<sup>st</sup> Revision : August 2, 2021

Accepted : August 9, 2021

\* 이 논문은 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2019S1A5C2A04083153).

\*\* NH농협금융지주 NH금융연구소 책임연구원

\*\*\* 신협중앙회 IT경영부문 차장

\*\*\*\* 한양대학교 경영학부 교수, 교신저자

## 1. 서 론

오늘날 고객은 기업에게 있어 가장 중요한 자산 중 하나로 간주되고 있다(Coussemont et al., 2017). 경쟁이 치열한 시장 환경 속에서 고객은 서비스 제공 업체를 다양하게 선택할 수 있으며 하나의 업체에서 다른 업체로 쉽게 전환할 수 있다. 이를 고객 이탈(customer churn)이라고 한다. 기업에게 있어 지속적인 고객 유지는 서비스나 재화에 대한 추가적인 지불의사가 높고 기업의 운영 효율성을 높여 고수익의 원천이 된다(Reichheld and Sasser, 1990). 이와 반면에 고객의 이탈은 기업의 시장점유율과 수익에 부정적인 영향을 준다(Rust and Zahorik, 1993). 이와 같은 맥락으로 Reinartz and Kumar(2002)는 성공적인 기업경영을 위해서 고객과 장기적인 관계를 유지해야 하며, 고객의 요구에 초점을 맞춰야 함을 주장하였다. 이 같은 측면에서 고객 이탈율을 줄이고 고객을 유지시키는 것은 주주의 가치를 극대화할 수 있는 가장 비용 효율적인 마케팅 접근법이라고 할 수 있다(Ngai et al., 2009; Ryals and Knox, 2005; Van den Poel and Lariviere, 2004).

이탈 고객에 대한 효율적인 관리를 위해서는 정확하고 효과적인 분석을 수행하여 고객의 이탈을 예측하고, 이탈 원인을 해소할 수 있는 캠페인 전략을 수립해야 한다. 이러한 분석적 의사결정 지원을 위한 고객 이탈 분석의 예로는 이탈고객의 예측, 생존 분석, 고객생애가치에 대한 확률모델 등이 존재한다. 이 중에서도 이탈 예측 모델에 대한 연구가 주류로서 연구되고 있으며, 고객 이탈 예측에 적합한 모델을 선택하는 것은 결과가 얼마나 정확한 지에 유의미한 영향을 미치기 때문에 이탈 예측 모델의 정확성을 향상시키는 것이 많은 연구에서 핵심목표가 된다(Neslin et al., 2006). 그러나 이러한 이탈 예측 모델은 배포 후 3개월 정도만 유효하다는 연구결과도 존재한다(Nesling et al., 2006). 달리 말하면 매 3개월마다 정기적으로 이탈 예측 모델을 유지 관리해야 하며, 이 같은 반복적인 작업에 상당한 비용이 발생된다는 관점도 있다(Shirazi and Mohammadi, 2018).

본 연구의 목표는 의사결정의 효율성이라는 관점에서 기업 내 고객업무를 담당하는 전문가 집단을 활용하여 고객 이탈 요인을 분석하는 것이다. 의사결정에 있어 전문가의 직관을 활용하는 것은 절차에 따른 시간 및 금전적 비용이 소모되는 분석적 의사결정과 대비하여 속도와 비용 측면에서 더 효율적일 수 있음이 연구되어 왔다(Salas et al., 2010). 본 연구는 전문가들이 가진 업무지식, 경험을 바탕으로 한 직관적인 의사결정 접근방식을 적용해보고자 한다.

이러한 목적을 달성하기 위해 계층적 분석 과정 (Analytical Hierarchy Process : 이하 AHP)을 사용하였다. AHP는 쌍대비교를 통하여 평가기준들의 상대적 우선순위를 파악하기 위한 분석기법으로 이를 이용해 고객 이탈 요인간 우선순위에 대한 전문가의 직관을 분석하고자 하였다. 연구 대상으로는 신용협동조합중앙회(이하 신협)의 고객업무 관련 세 집단인 경영지원 담당자, 카드모집 담당자, 고객서비스 담당자를 선정하였다. 설문조사를 수행하여 전문가 집단별 분석과 통합 집단의 결과를 도출하였다. 본 연구는 선행연구를 통해 카드 고객의 이탈 요인의 계층구조 모형을 구성하였고, 이를 분석하기 위한 절차를 제안함으로써 경쟁이 심화되는 카드시장에서 효율적인 의사결정을 위한 하나의 방법론을 제공하고자 하였다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 고객 이탈(Customer Churn)

고객은 기업의 서비스나 재화에 대한 사용이나 구매활동의 중단을 결정할 수 있다. 이것을 고객 이탈이라고 일컫는다(Blattberg et al., 2008). 금융사의 관점에서 연구된 고객 이탈에 대한 정의를 살펴보면, Marsh(1998)는 '단일 상품의 모든 고객들의 욕구를 만족시켜줄 수 있는 것이 아니며, 모든 고객들이 은행에게 이익을 가져다 줄 수 없으므로 은행에서는 가치 있는 고객시장을 찾아내는 것이 금융시장

세분화에서 중요한 과정'이라고 언급하였다. 카드 고객의 이탈을 연구한 Nielsen et al.(2006)은 '고객 이탈이란 주어진 기간 동안에 고객이 한 회사와의 비즈니스를 중지하려는 경향'으로 정의하였다.

고객 이탈에 관한 선행연구를 살펴보면 은행, 통신, 신문, 에너지 회사 등 다양한 산업에 적용되고 있다. 내용 측면으로는 모델의 예측 성능을 개선하기 위한 데이터 유형이나 새로운 데이터 마이닝 알고리즘 적용을 통한 연구들이 주를 이루고 있다. Mozer et al.(2000)은 이동통신사 고객을 대상으로 인공신경망과 의사결정나무 등 데이터 마이닝 기법을 활용해 고객 불만족을 예측했으며, Buckinx와 Van den Poel(2005)는 소비재 유통업체의 고객을 대상으로 고객들의 이탈을 예측하는 모델을 제안했다. Hadden et al.(2005)는 유전 알고리즘을 활용한 인공신경망을 통해 고객 이탈에 대해 더 좋은 예측 성능을 보여주는 고객 이탈 예측 모델을 제안했다. Hung and Yen(2006)은 의사결정나무와 오차 역전파를 활용하는 인공신경망을 통해 무선통신 회사의 고객 데이터에 적용했고, 개별 세그먼트에 대한 예측 모델의 성능이 전체 고객을 대상으로 한 예측 모델보다 정확하다고 밝혔다. Nie et al.(2009)는 은행 고객의 신용카드 데이터를 대상으로 고객 정보, 위험 정보 등에 대한 기여도를 밝혔다. Ballings와 Van den Poel(2012)는 신문사 고객을 대상으로 예측 성과를 고려한 고객 이탈기간을 최적화하여 설정하는 방법을 연구했으며, Coussement and De Bock(2013)은 온라인 도박 산업을 대상으로 단일 알고리즘 활용 기법과 여러 알고리즘을 활용하는 앙상블 기법의 이탈 예측 성능을 비교했다. Tang et al.(2014)은 금융 서비스 고객을 대상으로 파생된 행동 정보를 활용해 개선된 고객 이탈 모델을 제안했고, Coussement et al.(2017)은 정보 통신 기술의 예측 성능에 미치는 데이터 준비 기술의 영향에 대해 연구하였다.

## 2.2 AHP

계층화 분석 과정(AHP)는 Saaty(1980, 1984)에

의해 개발된 다기준의사결정(Multiple Criteria Decision Making : MCDM) 기법이다(김성희, 1999). 다기준의사결정이란 평가기준이 여럿일 때 여러 대안 중 최적의 대안을 선택하거나 대안들의 우선순위를 결정하는 것을 말한다. AHP는 Saaty에 의해 개발된 후 산업공학, 경영학 분야 등에서 다양한 형태로 활용되고 있는데, AHP가 많이 활용되는 이유는 요소나 대안의 중요도 평가 과정에서 쌍대 비교를 수행함으로써 의사결정자의 선호도 정보를 얻기가 용이하기 때문이다(고민석, 김재희, 2021).

AHP를 이용하여 문제를 분석하기 위해서는 문제 정의와 계층 구조 설정이 선행되어야 한다. 계층의 최상위층(Level 1)에는 가장 포괄적인 의사결정 목적이 설정되어야 한다. 그 다음의 하위 계층들은 의사결정 목적에 영향을 미치는 다양한 요소들로 구성된다. 각 요소들은 하위 계층으로 내려갈수록 상세한 요소가 된다. 중요한 것은 하나의 계층 내의 개별 요소들은 쌍대 비교 가능해야 한다. 일반적으로 계층의 최하층에는 의사결정 대안들로 구성되나 본 연구는 의사결정 요소 간의 우선순위 가중치를 산출해야 하기 때문에 선택 대안층을 구성하지 않는다. 이러한 계층 구조 형성은 AHP 기법을 적용한 연구 진행에 있어서 가장 중요한 단계로 명확한 이론적 토대 위에 그 구조가 구축되어야 한다.

두 번째 단계는 쌍대비교 단계이다. 계층구조를 바탕으로 쌍대 비교가 가능한 계층별 쌍대비교 행렬을 구성하여 특정 계층 내에 존재하는 요소들의 중요도(가중치)에 대한 의사결정자의 선호도, 인지도 평가를 용이하게 할 수 있다. 일반적으로 어느 한 요소 또는 대안에 대한 중요도의 절대적 평가보다는 두 개의 서로 다른 요소간의 중요도를 상대적으로 비교 평가하는 것이 용이하다. 이러한 각 계층 내 요소들 간의 쌍대 비교를 통해 상위 계층의 의사결정 요소에 기여하는 정도를 아래 표와 같이 점수화된 척도를 사용하여 중요도를 부여하게 된다. 이 같은 계층별 쌍대 비교는 계층 개수가  $n$ 개라면, 전체  $n(n-1)/2$  회의 쌍대 비교를 수행하게 된다. 인간의 정보처리에는 한계가 있기 때문에 9개 이내의 요소가 권장된다.

<표 1> 두 요소의 쌍대 비교 척도

의미 척도	수치
비슷함	1
약간 중요	3
중요	5
매우 중요	7
극히 중요	9

세 번째 단계는 응답을 토대로 중요도를 평가하는 단계이다. 평가 결과치 입력값을 토대로 쌍대 비교 행렬을 이용하여 각 행렬별로 요소들 간의 상대적 중요도를 산출하게 된다. 쌍대비교 행렬로부터 요소들의 중요도를 계산하는 방식에는 여러 가지가 제시되고 있는데, Saaty(1980)의 고유벡터법이 일반적으로 사용되고 있다.

네 번째 단계는 응답의 일관성을 평가하는 단계이다. 일관성 지수(Consistency Index : CI)를 다음과 같이 정의한다.

• 일관성 지수 :  $CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$  (1)

Saaty(1980)은 쌍대비교 행렬의 일치성 여부를 0.1 이하이면 받아들일만하다고 제안하였으나 행렬의 차수에 따른 단점을 보완하기 위해서 Oak Ridge 연구실에서 제시한 임의의 지수(Random Index : RI)를 이용하여 CI와 해당되는 차수의 RI 비율을 일치성 비율(Consistency Ratio : CR)로 정의하고 CR = CI/RI, CR이 0.1 이하면 받아들일 만 하다고 권장하고 있다.

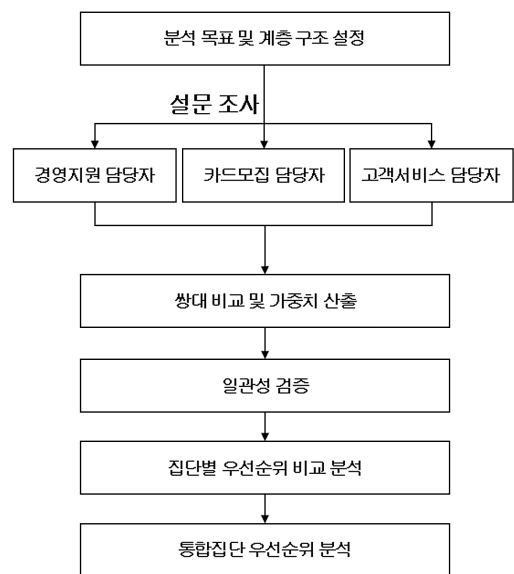
<표 2> 차수별 임의의 지수(RI)

차수	1	2	3	4	5	6	7	8	9
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

### 3. 연구방법

본 연구의 절차는 다음 [그림 1]과 같다. 선행연구 및 전문가의 검토 등을 통하여 분석 목표 및 계층구

조의 설정(step 1)을 시작으로 신탁의 경영지원 담당자, 카드모집 담당자, 고객센터 담당자 등 세 집단을 대상으로 설문조사를 실시하였다(step 2). 응답된 설문을 토대로 쌍대비교 및 가중치를 산출하며(step 3), 이 중 일관성이 결여되는 응답치는 제거하거나 재응답을 요청하였다(step 4). 마지막으로 집단별 우선순위의 비교분석(step 5)과 통합집단의 우선순위 분석을 실시하였다(step 6).



[그림 1] Research Methodology

#### 3.1 분석 목표 및 계층 구조 설정

분석을 위한 계층구조 설계를 위해 <표 3>과 같이 선행연구를 고찰하였다. 카드 이탈 고객과 관련한 선행연구에서 다루지는 관점들은 개인 요인, 금융고착화 요인, 고객신용 요인, 거래활동 요인, 보상 프로그램 요인, 상품 정보 요인, 고객 불만 요인 등이다. 신용카드 고객 및 금융 관련한 고객 이탈 분석에서는 개인 요인과 거래활동 요인을 기본적으로 포함시키는 것으로 나타났다. 이외에 해당 금융기관에 다른 상품에도 가입하여 자사의 고객화가 어느 정도인지를 판단하는 금융고착화 요인과 신용카드와 관련된 신용 요인도 다루어졌다.

<표 3> 고객 이탈 요인에 관련한 주요 연구

연구자	연구대상	변수 차원						
		개인 요인	금융고착화 요인	고객신용 요인	거래활동 요인	보상 프로그램 요인	상품정보 요인	고객불만 요인
송재철(2006)	신용카드 고객	✓	✓		✓		✓	
배행수(2006)	대출 고객	✓			✓		✓	
이지영(2007)	신용카드 고객	✓	✓	✓	✓			
Kumar and Ravi(2008)	신용카드 고객	✓	✓	✓	✓			
Nie et al.(2009)	신용카드 고객	✓		✓	✓		✓	
조성호(2015)	신용카드 고객	✓	✓		✓	✓		
Avon(2016)	은행 고객	✓	✓		✓			
김승수, 김종우(2018)	온라인 쇼핑몰	✓			✓			✓

<표 4> AHP 계층 내 요인 구성과 조작적 정의

상위요인	하위요인	조작적 정의
개인 요인	고객의 개인적 특성	
	연령	고객의 연령대
	기존/신규 고객 여부	카드발급시점에 기존/신규 고객 여부
금융고착화 요인	고객이 해당 금융사의 금융상품에 고착화되어 있는 정도	
	카드 발급 시점	카드상품 출시일로부터 해당 고객의 카드발급일까지의 간격
	대출상품 이용여부	고객의 신탁중앙회 대출상품 이용 여부
	자동이체 건수	고객의 신탁계좌에의 자동이체 연결건수
	카드 보유 수	고객의 신탁카드(체크, 신용) 보유 수
고객신용 요인	고객이 해당 체크카드 상품을 이용하는 기간동안 측정된 신용등급	
	신용등급(관찰 시작일)	관찰시작일에서의 고객신용등급
	신용등급(관찰 종료일)	관찰종료일에서의 고객신용등급
	신용등급 하락여부	관찰시작일 대비 관찰종료일에서의 고객신용 하락 여부
거래활동 요인	고객이 해당 체크카드 상품을 통해 거래했던 금액, 사용빈도	
	거래중지 누적기간	카드거래를 연속적으로 중지한 기간
	발급 후 최초 결제 소요기간	카드발급일로부터 첫 결제까지 소요기간
	최초 결제액	최초 카드결제액
	최종 결제액	최종 카드결제액
보상 프로그램 요인	고객이 체크카드 상품의 보상 프로그램(캐시백)을 활용한 정도	
	월평균 캐시백 금액	카드혜택 거래 실적에 따라 환급받은 캐시백 월평균 금액
	편의점 혜택 월평균 결제액	편의점 혜택에의 월평균 카드 결제액
	커피숍 혜택 월평균 결제액	커피숍 혜택에의 월평균 카드 결제액
	로드샵 혜택 월평균 결제액	로드샵 혜택에의 월평균 카드 결제액
	영화관 혜택 월평균 결제액	영화관 혜택에의 월평균 카드 결제액
	응시료 혜택 월평균 결제액	응시료 혜택에의 월평균 카드 결제액
통신료 혜택 월평균 결제액	통신료 혜택에의 월평균 카드 결제액	

본 연구에서는 신탁에 근무하는 전문가와의 협의를 통하여 선행연구에서 활용되는 개인 요인, 금융 고착화 요인, 고객신용 요인, 거래활동 요인에 더하여 보상 프로그램 요인을 선정하였다. 첫째, 개인 요인을 선정할 이유는 모든 연구에서 가장 기본적으로 활용되고 있는 부분이었기 때문이다. 둘째, 금융고착화 요인은 상품 정보 요인과 일부 공통된 부분이 있었다. 기존 연구에서 상품 정보 요인은 카드 상품 발급 수, 카드 첫 사용일 등이 해당되었는데 이는 금융고착화 요인인 자사 금융 상품인 대출, 계좌 수, 카드 보유수, 카드 발급일 변수 등과 공통되는 부분이 존재하여 금융고착화 요인으로 통합하여 활용하였다. 셋째, 고객신용 요인은 신용카드 고객이 연구에서 자주 다루어지고 있는 요소이고 사례 기업인 신용협동조합중앙회의 상호금융기관의 성격을 갖고 있기에 선정하였다. 상호금융기관의 고객들은 소위 제1금융권이라고 불리는 일반금융지주회사에서 신용을 평가 받기 어려워 상호금융기관의 고객이 되는 현상이 있기 때문이었다. 넷째, 거래활동 요인은 개인 요인과 마찬가지로 모든 연구에서 기본적으로 다루게 되는 변수이다. 다섯째, 보상 프로그램 요인은 국내 체크카드의 특성을 다루기 위하여 선정하였다. 하위 요인을 설계하는 데에는 선행연구에서 활용된 세부 변수들을 활용하였다. 최종적으로 <표 4>와 같이 총 5개 부문, 23개로 이탈 요인을 계층화 할 수 있었다.

### 3.2 설문조사

본 연구의 대상 사례는 신탁의 체크카드 상품 A이다. 신탁은 지역에 기반을 둔 서민과 중산층을 위한 지역밀착형 서민금융기관으로 금융을 바탕으로 조합원에게 금융의 편의성 등 다양한 서비스를 제공하는 역할을 수행하고 있다. 신탁의 지속적인 발전을 위해서는 조합원 구성에 있어 미래 경제활동의 핵심층인 대학생 이하로 분류되는 조합원이 두텁게 형성되어야 한다. 이러한 신탁을 유지·발전

시키기 위해서는 청년층의 조합원을 확보하여 고착화시키는 전략이 필요하며, 이에 따라 미래 경제활동의 주축이 되는 청년층에게 체크카드를 발급함으로써 미래지향적인 조합원을 확보하고자 노력을 경주하고 있다.

본 연구의 설문은 체크카드 고객의 이탈에 어떤 요인이 상대적으로 더 중요한 요인인지에 대한 체크카드 업무를 담당하는 직원들의 경험과 사고과정을 분석하기 위해 연구 목적 및 취지 설명, 설문 응답요령, 설문 내용 등의 순서로 다음과 같이 배포하였다. 설문의 척도는 Saaty(2008)가 제시한 쌍대비교를 위한 기본 척도(fundamental scale of absolute numbers)를 적용하였다. 요인을 각각 쌍대 비교하여 기준 요인이 비교 요인에 비해 상대적으로 어느 정도 중요한지에 따라 척도를 원점인 0을 기준으로 선택하도록 하였다.

설문 대상은 세 개의 집단으로 선정하였다. 신탁에서 해당 체크카드 상품에 대한 이해도가 높은 이해관계자인 경영지원 담당자, 카드모집 담당자, 고객 서비스 담당자들을 대상으로 실시하였다. 설문기간은 10월 2일부터 10월 20일까지 진행되었으며, 설문 회수는 전체 61부로 경영지원 담당자 20부, 카드모집 담당자 23부, 고객 서비스 담당자 18부였다. 회수된 설문지 중에 일관성이 0.1 이상 0.2 이하인 설문 23부에 대해서 2차 설문을 요청하여 모두 회수하였다. 최종적으로 일관성이 0.1 이하로 나타난 경영지원 담당자 10부, 카드모집 담당자 10부, 고객 서비스 담당자 12부를 AHP 분석에 활용하였다.

설문 응답자에 대한 인구통계학적 특성은 다음 <표 5>와 같다. 첫 번째 집단은 경영지원 담당자로 중앙회 및 지역본부에 근무하며 일반 은행의 지점 격인 개별 조합의 사업(공제, 신용, 마케팅) 및 총무업무를 관장하는 집단이다. 이 집단의 표본 특성은 실무 경력이 5년 이상인 대리, 과장이 40%였으며 관리자급인 차장, 부장이 30% 이상으로 구성되어 있다. 두 번째 집단은 카드모집 담당자

〈표 5〉 설문 응답자의 인구통계학 특성

응답자 특성		경영지원 담당자	카드모집 담당자	고객서비스 담당자	총계
		명(%)	명(%)	명(%)	명(%)
연령	20~29	1(10)	5(50)	1(8)	7(22)
	30~39	6(60)	5(50)	5(42)	16(50)
	40~49	2(20)	0(0)	6(50)	8(25)
	50~	1(10)	0(0)	0(0)	1(3)
	합계	10(100)	10(100)	12(100)	32(100)
직급	주임 이하	3(30)	6(60)	5(42)	14(44)
	과장 이하	4(40)	3(30)	5(42)	12(38)
	부장 이하	3(30)	0(0)	1(8)	4(13)
	기타	0(0)	1(10)	1(8)	3(9)
	합계	10(100)	10(100)	12(100)	32(100)
근무연수	1~4	3(30)	7(70)	10(84)	20(63)
	5~9	4(40)	3(30)	1(8)	8(25)
	10~14	0(0)	0(0)	1(8)	1(3)
	15~	3(30)	0(0)	0(0)	3(9)
	합계	10(100)	10(100)	12(100)	32(100)

집단으로 신협이 카드 발급계약의 체결을 중개하는 업무를 맡고 있다. 사원, 주임의 비율이 60%로 높으며 20대와 30대가 각각 50%의 비율로 구성되어 있으며 재직 연한이 5년 미만인 사람이 70%로 구성되어있다. 세 번째 집단은 고객 서비스 담당자들로 컨택센터에서 고객 대응 업무를 맡고 있는 직원들이다. 40대가 50%, 30대가 42%로 구성되어 있으며, 재직 연한이 5년 미만인 직원이 84%로 해당된다.

3.3 쌍대비교 가중치 산출과 일관성 검증

고객 이탈에 대한 상위 계층 요인과 하위 계층 요인들에 대한 쌍대비교행렬로부터 상대적 중요도(가중치)를 산출하기 위해 MS Excel을 사용하였다. 쌍대비교행렬의 각 열 요소들을 각 열의 합으로 나누어 정규화 행렬로 변환한다. 변환된 정규화 행

렬의 각 행 요소들의 합을 각 행의 요소 개수대로 나누어 각 행의 평균을 구해 개별 대안의 상대적 중요도를 산출하였다.

AHP는 보통 일관성 지수(Consistency Index)와 일관성 비율(Consistency Ratio)을 측정함으로써 설문응답자가 응답한 쌍대 비교의 일관성을 판단하게 된다. Saaty(1984)가 제시한 기준에 따르면 일관성 비율이 0.1 이하이면 일관성이 높다고 판단한다. 0.1 초과부터 0.2 이하의 경우에는 허용가능한 수준인데, 본 연구에서는 보수적으로 일관성 지수가 0.1 이하인 응답치만 분석에 사용하고자 하였으며, 일관성 지수가 0.1 초과~0.2 이하인 설문은 응답자에게 설문을 재요청 후 일관성 지수가 0.1 이하인 응답만을 사용하였다. 집단별 결과와 전체집단에 대한 일관성 지수의 기하평균 결과는 아래 <표 6>과 같다.

〈표 6〉 일관성 비율 결과

	경영지원 담당자	카드모집 담당자	고객서비스 담당자	전체
CR	0.0080	0.0226	0.0074	0.0082

## 4. 데이터 분석

### 4.1 전문가 집단별 가중치 비교분석

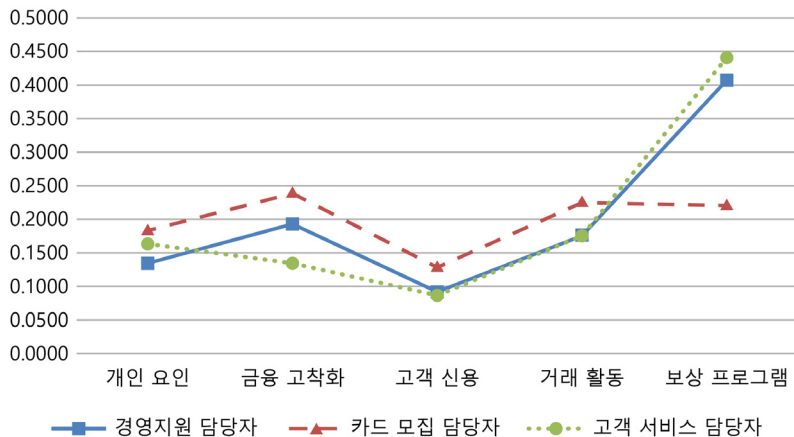
집단별 상위 요인의 중요도 비교 결과는 <표 7>과 같다. 경영지원 담당자 집단과 고객 서비스 집단은 보상 프로그램 요인이 고객의 이탈에 가장 영향을 미치는 요인으로 보고 있었으며, 다른 요인과의 격차도 상당히 크게 나타났다. 즉, 체크카드 고객은 체크카드가 가진 혜택 측면을 중요시한다고 판단하는 것이다. 이와 다르게 카드모집 담당자 집단은 금융고착화 요인을 가장 중요하게 인식하고 있었는데 이는 체크카드 고객이 보상 프로그램 보다는 자사의 금융 상품을 얼마나 고착화(Lock-in)되어 이용하고 있는가가 중요하게 작용한다는 것이다. 이 밖에 모든 집단이 고객신용 요인을 고객 이탈에 가장 중요하지 않은 요인으로 응답

하였으며, 집단별로 2위부터 4위까지는 조금씩 차이를 보인다.

[그림 2]를 보면 세 집단 모두 금융고착화 요인부터 거래활동 요인까지는 비슷한 패턴을 보이고 있으나, 눈에 띄는 차이점으로 카드 모집 담당자가 보상 프로그램 요인에서 다른 패턴을 나타내는 것을 알 수 있다. 다른 두 집단이 보상 프로그램의 중요도를 전체의 40% 이상으로 인식하고 있으나, 카드 모집 담당자는 금융고착화 요인, 거래활동 요인, 보상 프로그램 요인을 모두 약 20%의 중요도로 크게 인식하고 있었다. 고객 서비스 담당자들은 개인 요인을 금융고착화 요인 보다 조금 상대적으로 더 중요하게 인식하고 있는 반면에 다른 두 집단은 개인 요인 보다는 금융고착화 요인을 더 중요하게 인식하고 있었다. 앞서 언급한 것처럼 고객신용 요인은 체크카드의 특성상 고객 이탈에 있어 상대적으로 덜 중요한 요인으로 인식되는 것을 알 수 있다

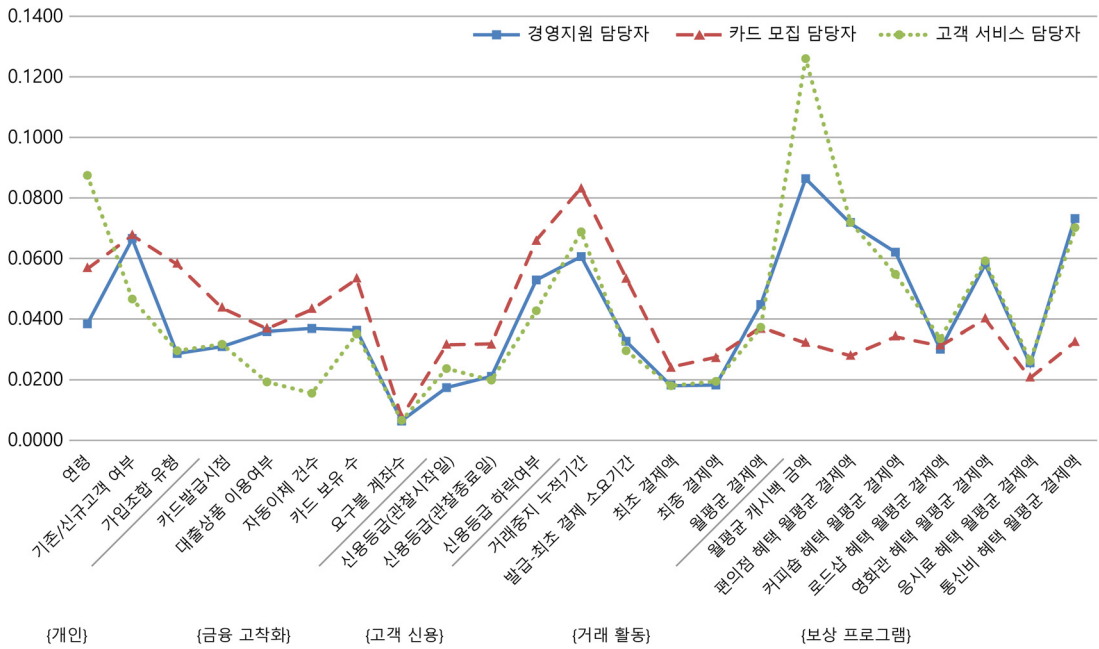
<표 7> 전체 담당자 집단의 고객 이탈 요인 중요도 순위 종합

고객 이탈 요인	경영지원 담당자 집단		카드모집 담당자 집단		고객 서비스 담당자 집단	
	중요도	우선 순위	중요도	우선 순위	중요도	우선 순위
개인 요인	0.1341	4	0.1830	4	0.1630	3
금융고착화 요인	0.1922	2	0.2407	1	0.1337	4
고객신용 요인	0.0921	5	0.1299	5	0.0866	5
거래활동 요인	0.1753	3	0.2251	2	0.1740	2
보상 프로그램 요인	0.4063	1	0.2213	3	0.4426	1



[그림 2] 집단 별 이탈 상위 요인간 비교





[그림 3] 집단별 고객 이탈 하위 요인 중요도 순위 비교

전체 담당자 집단의 비교는 [그림 3]과 같다. 세 집단의 전체적인 패턴은 금융고착화 요인과 고객신용 요인 그리고 거래활동 요인에서 유사한 패턴을 보인다. 중요도 차이가 큰 하위요인들은 개인 요인 중에서 연령, 금융고착화 요인에서 자동이체 건수, 보상프로그램 요인에서 월평균 캐시백 금액, 편의점 혜택 월평균 결제액, 커피숍 혜택 월평균 결제액, 통신비 혜택 월평균 결제액 등이었다. 이러한 요인들은 상대적 중요도가 4%를 초과하는 요인이며 상위 10위 이내의 중요한 요인들이다. 이러한 주요한 하위요인들에서 집단간 차이가 있음을 알 수 있다.

반면 하위요인의 집단간 차이가 큰 차이가 없는 것은 금융고착화 요인의 요구불 계좌수, 고객신용 요인의 신용등급(관찰시작일), 신용등급(관찰 종료일), 거래활동 요인의 최초 결제액, 최종 결제액, 보상 프로그램 요인의 월평균 결제액, 로드샵 혜택 월평균 결제액, 응시료 혜택 월평균 결제액이었다. 중요도가 전체의 4% 이하인 하위요인들이 집단별 차

이가 발생하지 않은 것으로 나타났는데, 상술한 바와 같이 중요도 4% 이하의 요인은 중요도 상위 10위권 밖의 요인들이다.

이러한 가운데 <표 8>과 같이 세 집단(경영지원-카드모집-고객서비스 순)에서 공통적으로 중요하게 인식하는 하위요인은 상위 10위의 연령 요인(10위, 5위, 2위), 기존/신규 고객 여부(4위, 2위, 8위), 신용등급 하락여부(8위, 3위, 9위), 거래중지 누적기간(6위, 1위, 5위), 영화관 혜택 월평균 결제액(7위, 10위, 6위)이었다. 이러한 하위 요인들은 모든 집단에서 중요하다고 인식하는 이탈 원인으로 고객 관리 차원에서 캠페인을 추진할 때 중점적으로 다뤄져야할 요인으로 볼 수 있다. 반대로 요구불 계좌수, 신용등급(관찰 시작일), 신용등급(관찰 종료일), 최초 결제액, 최종 결제액, 응시료 혜택 월평균 결제액 등은 상대적으로 중요하게 인식되지 않고 있다. 모든 집단이 공통적으로 인식하고 있는 이러한 하위 요인들 역시 경영관리의 효율성 차원에서 다뤄져야 한다.

〈표 8〉 집단별 고객 이탈 하위 요인 중요도 순위 종합

고객 이탈 요인	경영지원 담당자 집단		카드모집 담당자 집단		고객 서비스 담당자 집단	
	중요도	우선 순위	중요도	우선 순위	중요도	우선 순위
연령	0.0388	10	0.0570	5	0.0868	2
기존/신규 고객 여부	0.0663	4	0.0679	2	0.0466	8
가입조합 유형	0.0290	17	0.0581	4	0.0297	15
카드 발급 시점	0.0310	15	0.0441	8	0.0318	13
대출상품 이용여부	0.0359	13	0.0373	11	0.0193	20
자동이체 건수	0.0369	11	0.0436	9	0.0157	22
카드 보유 수	0.0365	12	0.0533	7	0.0351	11
요구불 계좌 수	0.0062	23	0.0086	23	0.0065	23
신용등급(관찰 시작일)	0.0178	22	0.0319	16	0.0240	17
신용등급(관찰 종료일)	0.0212	19	0.0318	17	0.0198	19
신용등급 하락여부	0.0531	8	0.0661	3	0.0428	9
거래중지 누적기간	0.0606	6	0.0830	1	0.0688	5
발급 후 최초 결제 소요기간	0.0329	14	0.0535	6	0.0298	14
최초 결제액	0.0184	21	0.0241	21	0.0182	21
최종 결제액	0.0187	20	0.0273	20	0.0199	18
월평균 결제액	0.0447	9	0.0371	12	0.0372	10
월평균 캐시백 금액	0.0860	1	0.0322	15	0.1263	1
편의점 혜택 월평균 결제액	0.0718	3	0.0284	19	0.0728	3
커피숍 혜택 월평균 결제액	0.0619	5	0.0348	13	0.0547	7
로드샵 혜택 월평균 결제액	0.0302	16	0.0316	18	0.0343	12
영화관 혜택 월평균 결제액	0.0575	7	0.0404	10	0.0591	6
응시료 혜택 월평균 결제액	0.0258	18	0.0212	22	0.0260	16
통신비 혜택 월평균 결제액	0.0733	2	0.0327	14	0.0694	4

#### 4.2 전문가 집단별 차이 검정(ANOVA)

각 업무 담당자 집단은 각자의 업무에 따른 직관의 결과로서 고객 이탈 요인의 중요도에 대한 인식 차이가 나타나고 있다. 이러한 차이가 통계적으로 유의한 결과인지 분산분석(ANOVA)을 수행하여 검증하고자 하였다. <표 9>처럼 상위 요인에 대한 분산분석 수행 결과 개인 요인, 금융고착화 요인, 고객신용 요인, 거래활동 요인은 통계적으로 차이가 없는 것으로 나타났으나, 보상 프로그램 요인은 F값이 3.752이고 유의확률이 0.046이므로 집단 간 차이가 존재하다고 할 수 있다.

통계적으로 유의한 보상 프로그램 요인에 대해

사후 검정을 통해 추가적인 분석을 수행하였다. <표 10>의 LSD 다중비교 결과를 살펴보면 경영지원 담당자와 카드모집 담당자간에 평균차이의 유의확률이 0.047로 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 마찬가지로 카드모집 담당자와 고객 서비스 담당자 간의 차이 역시 유의확률 0.020으로 통계적으로 유의하였다. 경영지원 담당자와 고객 서비스 담당자는 유의확률 0.0682로 통계적으로 유의한 차이가 있다고 말할 수 없다. 결론적으로 고객 이탈 상위 요인 중 보상 프로그램 요인에 있어서 카드모집 담당자 집단은 다른 두 집단과는 다른 의견을 가지고 있다고 할 수 있다.

<표 9> 분산분석을 통한 집단 간 평균 비교 결과

고객 이탈 상위 요인				
고객 이탈 상위 요인	집단	중요도	F값	유의확률
개인 요인	경영지원 담당자	0.1341	0.476	0.643
	카드모집 담당자	0.1830		
	고객 서비스 담당자	0.1630		
금융고착화 요인	경영지원 담당자	0.1922	1.535	0.255
	카드모집 담당자	0.2407		
	고객 서비스 담당자	0.1337		
고객신용 요인	경영지원 담당자	0.0921	0.601	0.578
	카드모집 담당자	0.1299		
	고객 서비스 담당자	0.0866		
거래활동 요인	경영지원 담당자	0.1753	0.383	0.690
	카드모집 담당자	0.2251		
	고객 서비스 담당자	0.1740		
보상 프로그램 요인	경영지원 담당자	0.4063	3.752	0.043*
	카드모집 담당자	0.2213		
	고객 서비스 담당자	0.4426		

\* 평균차이는 0.05 수준에서 유의함.

<표 10> 보상 프로그램 요인에 대한 담당자 집단 간 다중비교(LSD)

담당자 집단(I)	담당자 집단 (J)	평균차이 (I-J)	표준화 오류	유의확률	95% 신뢰구간		
					하한	상한	
LSD	경영지원 담당자	카드모집 담당자	0.264571*	.0123838	.047	.000440	.052475
		고객 서비스 담당자	-.0051571	.0123838	.682	-.031175	.020860
	카드모집 담당자	경영지원 담당자	-.0264571*	.0123838	.047	-.052475	-.000440
		고객 서비스 담당자	-.0316143*	.0123838	.020	-.057632	-.005597
	고객 서비스 담당자	경영지원 담당자	.0051571	.0123838	.682	-.020860	.031175
		카드모집 담당자	.0316143*	.0123838	.020	.005597	.057632

\* 평균차이는 0.05 수준에서 유의함.

### 4.3 전문가 집단 통합 가중치 분석

전체 집단을 대상으로 하여 고객 이탈 중요도에 대한 우선순위를 도출하였다. 앞선 집단 간 차이 검정에서 개인 요인, 금융고착화 요인, 고객신용 요인, 거래활동 요인 간에는 유의미한 차이가 존재하지 않았고, 보상 프로그램 요인에서 차이점을 보였으나, 경영지원 담당자와 고객 서비스 담당자는 유의미한 차이가 없었다. 이렇듯 유의한 차이가 적은 상황을 감안하였을 때 전체 집단 차원으로 통합하여도 무리가 없을 것으로 판단하였다. 세

집단의 응답자 42명을 종합하여 나타난 중요도 우선순위 결과는 <표 11>과 같다.

먼저 상위 요인간 우선순위와 상위 요인 내 하위 요인간의 상대적 중요도 결과를 확인하였다. 첫 번째, 개인 요인은 그 상대적 중요도가 0.1628로 상위 요인 중 4위에 해당하였다. 하위 요인으로는 기존/신규 고객 여부가 0.487로 약 과반에 이르는 중요도를 보였으며, 뒤를 이어 연령이 0.2985, 가입조합 유형이 0.2145로 나타났다. 두 번째, 금융고착화 요인은 그 상대적 중요도가 0.1848로 상위요인 중 3위에 해당하였다. 이 가운데 카드 보유 수가 0.2280으로

〈표 11〉 전체 집단의 고객 이탈 요인 중요도 순위 종합

고객 이탈 상위 요인			고객 이탈 하위 요인			통합 중요도	
요인	중요도	우선 순위	요인	중요도	우선 순위	중요도	우선 순위
개인 요인	0.1628	4	연령	0.2985	2	0.0471	9
			기존/신규 고객 여부	0.4870	1	0.0805	1
			가입조합 유형	0.2145	3	0.0352	14
금융고착화 요인	0.1848	3	카드 발급 시점	0.1986	2	0.0360	13
			대출상품 이용여부	0.1615	3	0.0298	16
			자동이체 건수	0.1589	4	0.0292	17
			카드 보유 수	0.2280	1	0.0421	10
			요구불 계좌 수	0.0401	5	0.0073	23
고객신용 요인	0.1024	5	신용등급(관찰 시작일)	0.2392	2	0.0245	19
			신용등급(관찰 종료일)	0.2345	3	0.0241	20
			신용등급 하락여부	0.5263	1	0.0538	7
거래활동 요인	0.1936	2	거래중지 누적기간	0.3734	1	0.0723	3
			발급 후 최초 결제 소요기간	0.1964	3	0.0380	12
			최초 결제액	0.1061	5	0.0205	22
			최종 결제액	0.1147	4	0.0222	21
			월평균 결제액	0.2094	2	0.0405	11
보상 프로그램 요인	0.3563	1	월평균 캐시백 금액	0.2146	1	0.0765	2
			편의점 혜택 월평균 결제액	0.1586	3	0.0564	5
			커피숍 혜택 월평균 결제액	0.1446	5	0.0516	8
			로드샵 혜택 월평균 결제액	0.0942	6	0.0336	15
			영화관 혜택 월평균 결제액	0.1525	4	0.0544	6
			응시료 혜택 월평균 결제액	0.0710	7	0.0254	18
통신비 혜택 월평균 결제액	0.1645	2	0.0585	4			

note 1. C.I 값 = .077

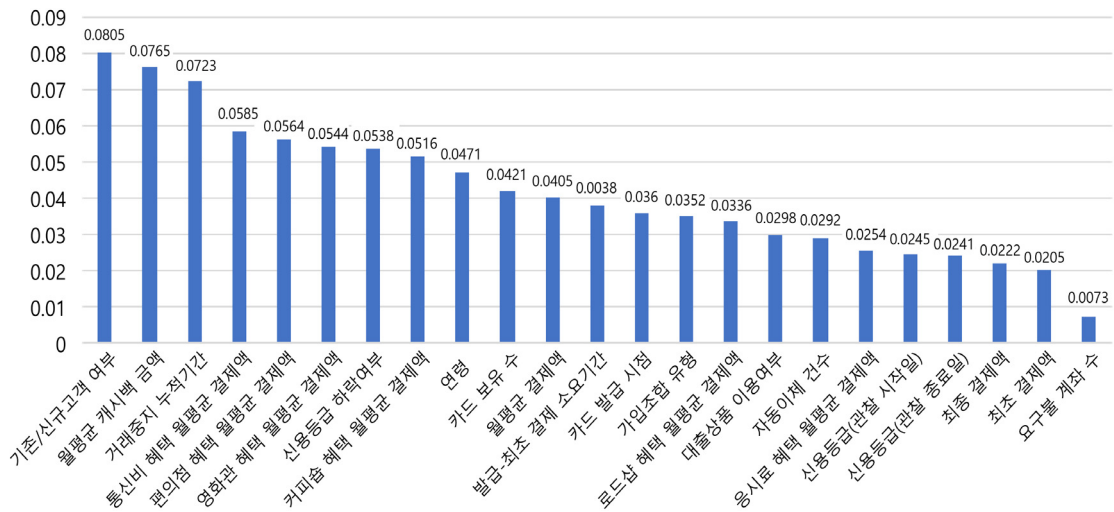
note 2. 통합 중요도는 고객 이탈 상위 요인과 고객 이탈 하위 요인의 가중치를 곱한 값임.

1위에, 뒤를 이어 카드 발급 시점(0.1986), 대출상품 이용여부(0.1615), 자동이체 건수(0.1589), 요구불 계좌 수(0.0401)로 이어졌다. 세 번째, 고객신용 요인은 그 상대적 중요도가 0.1024로 상위요인 중 최하위에 해당하였다. 하위 요인 간에는 신용등급 하락여부가 0.5263으로 1위에 해당하였고 나머지 두 요인은 약 23%(0.23)로 인식되었다. 네 번째, 거래활동 요인은 0.1936으로 상위요인 중 2위에 위치하였다.

거래중지 누적기간이 0.3734로 가장 중요하게 인식되었고, 뒤를 이어 월평균 결제액(0.2094), 발급 후 최초 결제 소요기간(0.1964), 최종 결제액(0.1147), 최초 결제액(0.1061) 순이었다. 다섯 번째, 마지막 보상 프로그램 요인은 0.3563으로 전체 1위에 해당

하였다. 이 가운데서 월평균 캐시백 금액이 0.2146으로 1위로 나타났고, 통신비 혜택 월평균 결제액이 0.1645로 2위, 그 뒤를 이어 편의점 혜택 월평균 결제액(0.1586), 영화관 혜택 월평균 결제액(0.1525), 커피숍 혜택 월평균 결제액(0.1446), 로드샵 혜택 월평균 결제액(0.0942), 응시료 혜택 월평균 결제액(0.0710) 순이었다.

다음으로는 하위요인의 통합 중요도 우선순위를 살펴본다. 전체 하위요인 중 상대적으로 중요하게 인식되고 있는 것은 기존/신규 고객 여부이며 전체 전문가 집단이 생각하는 고객 이탈 및 유지에 있어서 가장 중요한 요인이라는 것을 확인할 수 있다. 월평균 캐시백 금액, 거래 중지 누적기간이 뒤를 이었다.



[그림 4] 전체 하위요인의 통합 중요도

금융고착화 요인에서는 카드 보유 수와 카드 발급 시점이 고객 이탈에 있어서 20% 정도로 중요하다고 인식되고 있었다. 고객신용 요인에서는 신용등급 하락여부가 중요하게 인식되었다. 거래활동 요인에서는 거래 중지 누적 기간이 전체 3위 (0.0723)로 상당히 중요하게 다뤄져야 함이 밝혀졌으며, 보상프로그램 요인에서는 월평균 캐시백 금액(0.0765), 통신비 혜택 월평균 결제액(0.0585), 편의점 혜택 월평균 결제액(0.0564), 영화관 혜택 월평균 결제액(0.0544), 커피숍 혜택 월평균 결제액(0.0516)이 상위 10위 내에 선정되어 체크카드의 고객 이탈/유지에 주요 요인으로 인식되고 있었다.

연령적인 요인 외에 고객행동 측면에서 중요한 요인은 거래중지 누적기간이었다. 특정 기간동안 카드거래를 연속적으로 중지하고 있는 기간이 길수록 고객의 이탈이 더욱 가속화시키는 요인으로 작용한 것이다. 거래중지 누적기간 요인은 체크카드 런칭 이후 캠페인에서 가장 중점적으로 관리해야 하는 것으로 보이며, 지속적인 거래가 이어질 수 있도록 유도할 수 있는 마케팅 캠페인이 필요하다고 할 수 있겠다.

## 5. 결 론

### 5.1 연구 결과 및 시사점

본 연구의 목표는 금융 전문가 집단이 가지고 있는 체크카드 고객의 이탈 요인에 대한 직관을 분석하는 것이다. 신용협동조합중앙회의 체크카드 상품 A를 대상으로 하였고, 전문가 집단의 직관을 측정하는 도구로서 개인의 선호와 인지를 분석할 수 있는 AHP를 활용하였다.

본 연구의 결과 및 시사점을 정리해 보면 다음과 같다. 우선 금융 전문가 집단별(경영지원, 카드모집, 고객센터 집단) 고객 이탈 요인의 인식에 대하여 분석할 수 있었다. 먼저, 전문가 집단의 인식 차이를 분석하였는데, 상위 요인에 대한 분산 분석 결과 개인 요인, 금융고착화 요인, 고객신용 요인, 거래활동 요인은 집단별 차이가 유의미하지 않았으나 보상 프로그램 요인에서는 카드모집 담당자 집단과 나머지 집단인 경영지원 담당자, 고객센터 담당자 집단 각각과 유의한 차이가 존재하였다. 이는 영업의 최전선에서 고객확보 업무를 수행하는 카드모집 담당자 입장에서는 보상 프로그램 요인이 다른 네 요인보다 확연히 중요하다고

인식하지 않는 것을 의미하고, 그보다는 고객이 자사의 다른 금융상품을 이용함으로써 얼마나 고착화(Lock-in) 되었는가하는 금융고착화 요인이 이탈에 주효할 것으로 보고 있었다. 이외에 세 집단에서 공통적으로 중요하다고 인식하고 있는 하위 요인들은 연령, 기존/신규 고객 여부, 신용등급 하락여부, 거래중지 누적기간, 영화관 혜택 월평균 결제액이었다. 이러한 요소들은 고객관계관리 차원에서 캠페인을 실시하거나 마케팅을 기획할 때 고려될 수 있는 요소가 될 것이다.

모든 집단의 가중치를 기하평균으로 통합하여 나타난 결론은 다음과 같다. 먼저 보상 프로그램 요인이 상위요인 1위에 해당하였다. 카드상품들은 신규 고객 확보 및 고객 충성도를 제고하기 위하여 다양한 보상프로그램을 제공하고 있으며, 주요 금융사들은 카드상품들의 보상혜택(캐시백, 할인 등)을 전략적으로 관리하고 있다. 금융 전문가들 역시 이러한 프로그램들이 카드고객의 이탈 방지에 가장 주요한 것으로 판단하고 있었다. 2순위는 거래활동 요인으로 고객이 해당 체크카드 상품을 통해 거래했던 금액, 사용빈도 등에 해당한다. 데이터 마이닝 연구들에서는 거래활동 요인이 중점 변수로 다루지고 있음에도 전문가들은 보상프로그램에 뒤이은 것으로 판단하였다. 3순위는 금융고착화 요인이었는데, 일반적으로 고객이 회사의 여러 상품이나 그 생태계에 고착화되면 충성도를 가지게 되는 것으로 알려져 있다. 그러나 카드상품은 하나의 금융사에도 여러 상품이 존재하고, 카드의 기한만료가 존재하기 때문에 카드고객의 이탈에 있어서는 상대적으로 중요도가 적은 것으로 이해할 수 있다. 4순위는 개인 요인이었다. 상위요인의 순위 자체는 낮았으나, 하위요인 중 연령 요인은 전체 하위요인에서 중요한 요인이었다. 5순위는 고객신용 요인으로 신용카드를 다룬 연구에서는 고객신용 요인이 주요한 변수였으나, 체크카드라는 컨텍스트에서는 고객신용 요인은 중요한 변수가 되지 못하였다.

전체 하위요인에서 가장 중요한 것은 기존/신규

고객 여부이며 보상프로그램 혜택인 월평균 캐시백, 통신비, 편의점, 영화관, 커피숍 혜택 월평균 결제액이 자리하면서 체크카드에 있어 보상프로그램 혜택이 매우 중요한 것으로 나타났다. 연령은 전체 9위에 해당하였는데 대상 상품이 20~30대를 타깃으로 하고 있기 때문에 전문가들이 연령 요인을 중요하게 인식하고 있는 것을 알 수 있다.

본 연구의 시사점은 다음과 같다. AHP를 통하여 고객 이탈 요인을 분석함으로써 데이터 마이닝을 적용하기 어려운 중·소규모의 기업이나 지점 관리자의 실무적인 측면에 도움을 줄 수 있다고 생각한다. 본 연구의 결과를 실무적으로 적용하는 경우 주요 요인을 고객 이탈 관리에 활용할 수 있을 것이다. 예컨대, 기존 고객은 월평균 캐시백 금액이 낮은 고객군과 거래중지 누적기간이 긴 고객군에게 통신비, 편의점 업종 결제시 혜택을 제공하는 것이 주효할 수 있고, 신규 고객에게는 효용가치를 높일 수 있는 카드 혜택을 설계함으로써 이탈을 방지해야 한다. 이는 기업의 고객 상황이나 카드 상품에 따라 변경될 수 있으며, 본 연구에서 제시한 방법론을 상황에 맞춰 활용하여 고객 이탈 관리 요인을 식별함으로써 의사결정에 활용할 수 있다.

본 연구는 다음과 같은 학술적 시사점을 제시하였다. 고객 이탈 요인의 분석을 위해 AHP 기법을 적용하여 업무 담당자들이 가진 일련의 경험을 조직화, 구조화하여 이탈 요인들의 중요도를 정량적으로 산정한 첫 시도라 할 수 있다. 또한 고객 이탈 원인을 분석하는 연구는 주로 데이터 마이닝과 통계에 기반하여 수행되어 왔으나, AHP를 통하여 그 원인을 규명해보는 연구는 처음이다.

두 가지 접근법은 상호 보완적인 특성을 가진다. 데이터 마이닝은 데이터에서 패턴을 파악하고 예측하는 것으로 방대한 자료 처리가 가능하여 연구자가 지닌 주관성의 한계를 극복할 수 있다. 이탈 고객군을 실제 데이터에서 목표 변수로 선택하게 되며, 그 고객이 이탈하게 된 영향 변수를 통해 데이터의 학습 과정을 통해 이탈 원인을 규명할 수 있다. 그러나 모델을 학습하는 과정에서 샘플 데이터의

고유 특성까지 학습하는 과적합 문제가 상존한다. 반면에 본 연구에서 제안하는 접근법을 활용한다면 실무자의 정량적, 정성적, 직관적 정보를 모두 고려하여 고객 이탈 요소를 발견할 수 있게 된다. 연산 및 활용 절차가 간편하여 비용효율적인 측면도 장점 중 하나이다. 다만, 계층화 과정의 표준화된 틀이 구성되지 않으면 전체 과정의 논리 일관성과 신뢰성이 부족하게 된다. 또한 조사 대상자의 전문성도 크게 영향을 주게 된다.

다른 시사점으로 체크카드 고객 이탈을 분석하기 위한 변수 유형으로 기존 연구에서 사용되어왔던 ‘개인 요인’, ‘금융고착화 요인’, ‘고객신용 요인’, ‘거래활동 요인’에 추가하여 본 연구의 사례인 체크카드 고유의 특성인 ‘보상 프로그램 요인’을 연구에 반영하였다는 점이다. 체크카드에 대한 연구가 많지 않은 상황에서 관련 변수를 제시하였다.

## 5.2 연구 한계점 및 제언

본 연구에서는 금융 전문가들의 직관을 분석하기 위하여 계량적인 분석기법과 객관적인 절차를 활용하여 결과를 제시하였으나, 다음과 같은 한계점을 가지고 있어 향후 연구를 통해 이를 개선할 수 있는 보다 발전된 연구가 이루어지길 바란다.

연구의 한계점은 사례로서 신협이 2016년 말에 출시한 20~30대 대상 체크카드 상품을 적용하였는데, 본 논문의 실증 분석 결과를 보다 일반화하기 위해 유통업, 통신업 등과 같은 다양한 산업분야로 확장된다면 그 의미가 더욱 커지리라 생각한다. 또한, 체크카드 뿐만 아니라 신용카드 측면에서의 연구는 또 다른 결과가 나올 것이라고 사료된다.

향후 연구방향은 다음과 같다. 고객 이탈 분석은 전통적으로 데이터 마이닝에서 활용되고 있는 영역이다. 본 연구에서 사용된 요인들은 데이터 마이닝 연구에서 보편적으로 이용되어지는 변수들이나, 향후 연구에서 신협의 데이터베이스에서 관련 데이터를 추출하여 데이터 마이닝을 수행한 결과와 본 연구의 결과를 비교하는 것이 가능할 것으로 생각한

다. 분석적 의사결정이라는 최근의 트렌드 측면에서 데이터 마이닝을 통한 분석적 결과와 본 연구에서 다른 직관의 결과가 서로 어떻게 차이 나는지 규명한다면 의사결정이라는 연구 측면에서 많은 시사점을 제시할 수 있을 것이라고 판단한다.

## 참고문헌

- 고민석, 김재희, “블록체인 기반 대고객 banking 서비스에 대한 우선순위 도출: 지방은행의 사례를 중심으로”, *한국IT서비스학회지*, 제20권 제3호, 2021, 87-101.
- 김성희, 정병호, 김재경, “의사결정분석 및 응용”, 서울, 영지문화사, 1999.
- 김승수, 김중우, “비정형 정보와 CNN 기법을 활용한 이진 분류 모델의 고객 행태 예측”, *지능정보연구*, 제24권, 제2호, 2018, 221-241.
- 김홍진, 조동혁, 안태호, “AHP 기법을 활용한 소프트웨어 제안평가요인의 상대적 중요도에 관한 연구: 발주자와 수주자 비교를 중심으로”, *한국IT서비스학회지*, 제16권, 제1호, 2017, 41-53.
- 배행수, “고객 이탈 예측 데이터마이닝 기법 비교 연구”, 연세대학교 석사학위 논문, 2006.
- 송재철, “금융 CRM전략을 위한 이탈고객 모형분석에 관한 연구: 은행 요구불 예금을 중심으로”, 연세대학교 석사학위 논문, 2006.
- 안재영, 이중정, 윤혜정, “한국 석재산업의 IT도입 및 활성화를 위한 탐색적 연구”, *한국IT서비스학회지*, 제17권, 제2호, 2018, 83-100.
- 이지영, “고객의 정적정보와 동적정보를 통합적으로 활용한 신용카드 고객 이탈 예측”, 한양대학교 석사학위 논문, 2007.
- 조성호, “이탈 고객 재유치에 대한 탐색적 연구: 신용카드 사례를 중심으로”, 서울대학교 석사학위 논문, 2015.
- Avon, V., “Machine learning techniques for customer churn prediction in banking environments”, Università degli Studi di Padova,

- Thesis Paper, 2016.
- Ballings, M. and D.V. Poel, "Customer event history for churn prediction : how long is long enough?", *Expert Systems with Applications*, Vol.39, No.18, 2012, 13517-13522.
- Blattberg, R.C., B.D. Kim, and S.A. Neslin, "Database marketing : analyzing and managing customers", International Series on Quantitative Marketing, Springer, 2008.
- Buckinx, W. and D.V. Poel, "Customer base analysis : partial defection of behaviourally loyal clients in a non-contractual FMCG retail setting", *European Journal of Operational Research*, Vol.164, No.1, 2005, 252-268.
- Coussement, K. and K.W. Bock, "Customer churn prediction in the online gambling industry : the beneficial effect of ensemble learning", *Journal of Business Research*, Vol.66, No.9, 2013, 1629-1636.
- Coussement, K., S. Lessmann, and G. Verstraeten, "A comparative analysis of data preparation algorithms for customer churn prediction : a case study in the telecommunication industry", *Decision Support Systems*, Vol.95, 2017, 27-36.
- Hadden, J., A. Tiwari, R. Roya, and D. Ruta, "Computer assisted customer churn management : state-of-the-art and future trends", *Computers and Operations Research*, Vol. 34, No.10, 2005, 2902-2917.
- Hung, S., D. Yen, and H. Wang, "Applying data mining to telecom churn management", *Expert Systems with Applications*, Vol.31, No.3, 2006, 515-524.
- Kumar, D.A. and V. Ravi, "Predicting credit card customer churn in banks using data mining", *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*, 2008, Vol.1, No.1, 4-28.
- Marsh, J., "Managing Financial Services Marketing", Pitman Publishing, London, 1998.
- Mozer, M.C., R. Wolniewicz, D.B. Grimes, E. Johnson, and H. Kaushansky, "Churn reduction in the wireless industry", *Proceedings of the 12<sup>th</sup> International Conference on Neural Information Processing Systems*, 12, 2000, 935-941.
- Neslin, S.A., S. Gupta, W. Kamakura, J. Lu, and C. Mason, "Defection detection : improving predictive accuracy of customer churn models", *Journal of Marketing Research*, Vol. 43, No.2, 2006, 204-211.
- Nie, G., W. Rowe, L. Zhang, Y. Tian, and Y. Shi, "Credit card churn forecasting by logistic regression and decision tree", *Expert Systems with Applications*, Vol.38, No.12, 2011, 15273-15285.
- Ngai, E.W.T., L. Xiu, and D.C.K. Chau, "Application of data mining techniques in customer relationship management : a literature review and classification", *Expert Systems with Applications*, Vol.36, No.2, 2009, 2592-2602.
- Poel, D.V. and B. Lariviere, "Customer attrition analysis for financial services using proportional hazard models," *European Journal of Operational Research*, Vol.157, No.1, 2004, 196-217.
- Reichheld, F.F. and E. Sasser, "Zero defections : quality comes to services", *Harvard Business Review*, Vol.68, No.5, 1990, 105-111.
- Reinartz, W. and V. Kumar, "The mismanagement of customer loyalty", *Harvard Business Review*, Vol.80, 2002, 86-94.
- Rust, R.T. and A.J. Zahorik, "Customer satis-



- faction, customer retention, and market share”, *Journal of Retailing*, Vol.69, No.2, 1993, 193-215.
- Ryals, L.J. and S. Knox, “Measuring risk-adjusted customer lifetime value and its impact on relationship marketing strategies and shareholder value”, *European Journal of Marketing*, Vol.39, No.5, 2005, 456-472.
- Shirazi, F. and M. Mohammadi, “A big data analytics model for customer churn prediction in the retiree segment”, *International Journal of Information Management*, 2018, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2018.10.005 (Downloaded October 17, 2018).
- Tang, L., L. Thomas, M. Fletcher, J. Pan, and A. Marshall, “Assessing the impact of derived behavior information on customer attrition in the financial service industry”, *European Journal of Operation Research*, Vol. 236, No.2, 2014, 624-633.
- Saaty, T.L., *The Analytic Hierarchy Process*, McGraw-Hill, New York, 1980.
- Saaty, T.L., *The Analytic Hierarchy Process : Decision Making in Complex Environments*, Plenum Press, New York, 1984.
- Saaty, T.L., “Decision making with the analytic hierarchy process”, *International Journal of Services Sciences*, Vol.1, No.1, 2008, 83-98.
- Salas, E., M.A. Rosen, and D. Diaz Granados, “Expertise-based Intuition and Decision-making in Organizations”, *Journal of Management*, Vol.36, No.4, 2010, 941-973.

## ◆ About the Authors ◆



**이 정 우** (jjaggung@gmail.com)

승실대학교에서 SW공학 석사학위와 한양대학교 경영컨설팅학 박사학위를 취득하였다. 한국국토정보공사 공간정보연구원 선임연구원으로 근무한 뒤 현재는 NH농협금융지주 NH금융연구소에서 책임연구원으로 재직하고 있다. 관심분야는 Data Science, Digital Finance, Digital Business 등이다.



**송 영 규** (cmsman@cu.co.kr)

신협중앙회 4차산업대응업무추진단에서 혁신업무 기획, IT개발본부 팀장, 현재는 IT경영부문에서 IT감사로 재직 중이다. 경희대학교 테크노경영대학원에서 석사를 마친 후, 한양대학교 일반대학원 경영컨설팅학과 박사학위를 취득하였다. 서비스 디자인, 로봇, IT융합서비스 설계, Co-Creation, 플랫폼 비즈니스에 관한 연구에 관심이 있다. 기술사(품질관리) 자격을 보유하고 있고 한국기술사회 4차산업위원회 위원으로 활동 중이다.



**한 창 희** (chan@hanyang.ac.kr)

한국과학기술원에서 산업공학 석사 및 경영공학 박사 학위를 받았으며 Georgia Institute of Technology 초청연구원, Rutgers Univ. 교환교수, KT 자문교수, 오픈타이드 코리아 컨설턴트 등으로 활동한 경력이 있다. 현재는 한양대학교 경영학부 교수로 재직 중이며 관심분야는 ICT서비스 혁신, 전략 의사결정분석, 경영컨설팅 등의 관한 연구이다.