



비계약업종의 이탈관리전략을 위한 상대적 이탈정의 모형 개발

Developing a customer defection model based on relative defection criteria for non-contractual businesses

저자 (Authors)	김형수, 신동엽
출처 (Source)	한국경영과학회 학술대회논문집 , 2011.5, 391-400 (10 pages)
발행처 (Publisher)	한국경영과학회 Korean Operations Research And Management Society
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07170048
APA Style	김형수, 신동엽 (2011). 비계약업종의 이탈관리전략을 위한 상대적 이탈정의 모형 개발. 한국경영과학회 학술대회논문집, 391-400.
이용정보 (Accessed)	정독도서관 118.221.***.225 2018/09/22 12:18 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

비계약업종의 이탈관리전략을 위한 상대적 이탈정의 모형 개발

Developing a customer defection model based on relative defection criteria for non-contractual businesses

김형수*

한성대학교 산업경영공학과 조교수

서울특별시 성북구 삼선동2가 389 한성대학교 연구동 927호

신동엽**

한성대학교 산업경영공학과 석사과정

서울특별시 성북구 삼선동2가 389 한성대학교 공학관 A동 509호

Abstract

본 연구는 일반 소비재 제조업이나 유통업과 같이 이탈예측이 상대적으로 까다로운 비계약업종에서의 효과적인 이탈고객에 대한 정의와 예측을 가능하게 하는 대수적 모형을 제시하고, 그 효용성을 검증하였다. 기존 비계약업종의 이탈예측모형과 고객들의 상대적인 구매주기패턴을 고려한 개인평균구매주기(API: Average Purchasing Interval)모형, 고객을 이탈로 예측 하였지만 자연구매가 발생하여 이탈예측이 실패하게 되는 현상을 고려한 개인최대구매주기(MPI: Maximum Purchasing Interval)모형을 비교 검토하였다. 분석결과, 각 모형 간에는 정확도와 검정력 사이에 상쇄관계가 존재 하는 것을 볼 수 있었는데, 이는 개인 이탈에 대한 기준을 보다 엄격하게 적용함으로써 이탈이라고 판단하는 예측 고객의 모수 자체가 작아지기 때문이라고 볼 수 있다. 따라서 어떠한 이탈정의 기준의 모형을 적용할 것인지는 이탈예측의 정확도와 검정력 정도에 따라 파생되는 비용 혹은 이익의 증감 정도를 파악하여 적용하는 것이 바람직할 것이다. 분석결과를 토대로 산업별 특징에 알맞은 이탈정의모형의 기준을 제시하였으며, 이탈정의모형을 활용하여 이탈단계 구간을 세분화한 뒤 단계적으로 차별화된 이탈관리를 수행할 수 있는 이탈방지전략 예시를 제시하였다.

1. 서론

1.1 연구의 배경

CRM(고객관계관리)은 이제 고객정보를 관리하는 정보시스템이나 마케팅의 분석영역을 담당하는 기능부서의 의미에서 고객이 존재하는 모든 조직에서 추진해야 하는 근본적인 경영전략으로 인식 되

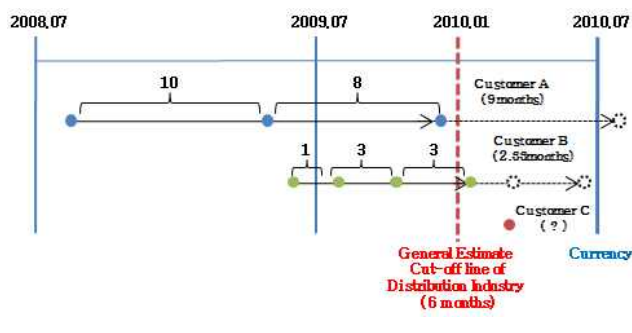
어가고 있다(김형수 외 2009). 이에 따라 CRM 전략이 이제 그 핵심 적용 영역이었던 마케팅, 영업, 고객서비스 영역을 넘어 조달, 생산, 물류, 재무, R&D, 인사관리 등의 영역에서 SRM (Supplier Relationship Management), Customer-Driven Customization, PRM (Partner Relationship Management), Customer Equity, Consumer-Driven NPD (New Product Development), ERM (Employee Relationship Management) 등으로 각각 변화 활용되고 있으며(박태훈 외 2008), 적용 산업 역시 금융, 통신, 유통, 항공, 호텔 등의 주요 서비스 업종 중심에서 모든 서비스 산업으로, 그리고 모든 제조 산업과 비영리 조직, 공공기관 등 소위 CRM이 적용되기 어렵다고 해왔던 산업으로까지 확대되고 있는 추세이다(이승희 외 2009). CRM을 고객에 대한 근본적인 경영전략이라고 했을 때 주로 적용되는 이론은 Dwyer 외 (1987)의 관계진화이론을 바탕으로 한 CRM 프로세스 전략(Kim et al. 2009, Reinartz et al. 2004)이라고 할 수 있다. CRM 프로세스 전략은 고객과의 관계진화 과정에 따라 관계획득, 관계유지, 그리고 관계강화라는 흐름과 틀에 따라 CRM 전략이 분류 된다(Kim et al. 2009). 기업은 고객과의 관계획득을 위해 잠재고객의 탐색과 분석활동을 수행하고, 이들에 대한 1차 구매유도 활동을 전개하는 동시에 기존에 이미 이탈했던 고객들의 이탈원인 파악과 체계적인 관계 재획득(Win-Back) 활동을 전개할 수 있다(김형수 외 2009). 기존 고객들과의 관계유지를 위해서는 1차 구매고객에 대한 2차 구매 유도 전략과 고객의 지식을 지속적으로 확보 및 관리하는 활동, 고객자산가치에 기반을 둔 세그먼트와 세그먼트별 제품 및 서비스의 차별화 전략, 로열티 프로그램의 운영, 그리고 잠재이탈 고객에 대한 예측 및 방지활동을 전개한다(김형수

외 2009). 한편, 관계강화활동은 상호 파트너십을 강화하는 목적으로 교차/상승 판매유도, 신제품개발과 같은 핵심프로세스에 대한 고객참여정책(Prosuming), 그리고 고객 간의 인맥(Social Network)활용 및 상호소개(Referral)정책 등을 들 수 있다(김형수 외 2009). 이렇듯 기업은 자사의 자원과 역량을 바탕으로 자사의 목적과 취지에 맞는 다양한 CRM 활동을 전개하고 있다. 그러나 이렇게 다양한 CRM 활동 중에서 가장 많이 공통적으로 활용되는 전략은 단연 이탈예측 및 방지라고 할 수 있다(김상용 외 2005). 그 이유는 근본적으로 CRM이 관계형성이나 관계강화보다는 지속적인 관계유지를 바탕으로 고객가치를 극대화하려는 방어적인 경영전략에서 출발했기 때문이며(김형수 외 2009), 이러한 논지는 CRM의 근본적인 이론적 배경인 관계마케팅(Relationship Marketing)의 근원에서도 찾을 수 있다(Seshadria and Mishra 2004). 또한 기업들이 추진하는 CRM 활동 중에서 가장 높은 기대효과를 주는 전략이 고객이탈을 감소와 유의미한 이탈고객에 대한 재획득 전략임을 알 수 있다(Brown and Gulycz 2002). CRM에서 이탈방지 전략의 중요성은 그 동안 이탈예측에 대한 수많은 학술적인 노력에 의해서도 알 수 있다(e.g., 서광규 2005, 이진창 외 2009, Capraro et al. 2003). 그러나 이러한 이탈예측에 대한 연구는 주로 그 대상 산업이 보험이나 이동통신과 같은 계약사업(Contractual Business)에 국한되어 있었다(e.g., 이진창 외 2001, 서광규 2005, 양승정 외 2007, Ahn et al. 2009). 그 이유는 이탈예측을 위한 이탈(Churn 또는 Defection)자체에 대한 조작적 정의(Operational Definition)가 명확하여 이탈과 유지의 상태가 분명히 구분된 상태에서 일종의 판별식(Discriminant Function)도출이 가능하기 때문이다. 그러나 현재 CRM 전략이 대형마트, 백화점, 소비재 제조업, 일반서비스 제공업체 등으로 확대 적용되어 가고 있는 시점에서 이러한 계약업종을 중심으로 한 이탈예측 모형 연구의 결과를 활용하기란 쉽지 않다. 왜냐하면 계약업종과 비계약업종은 근본적으로 소비자의 구매패턴과 인지적 전환비용의 정도가 완전히 다르고, 이에 따라 이탈의 개념과 예측의 용이성 면에서 큰 차이를 보이고 있기 때문이다.

1.2 연구의 목적

계약업종에 비해 이탈예측 연구가 상대적으로 일천했던 비계약업종에서도 최근 유통업을 중심으로 이탈예측 모형을 개발하고자 하는 노력이 시도되고 있다(e.g., 윤성준 2005). 이 경우 주로 최근성(Recency)에 기반을 둔 이탈예측과 방지 전략이 제시되고 있으나, 연구결과와는 달리 낮은 이탈예측 정확성에 의해 실효성이 문제시 되어왔다. 한국 고객관계관리협회(KCRMA)의 자료에 따르면 협회에 소속된 유통업(백화점, 대형마트 등)들의 이탈예측 정확도는 실질적으로 30% 내외(최저 5.7%

~ 최대 31.22%, 2009년도 기준)에 불과하다. 그렇다면, 비계약업종에서 이렇게 이탈예측이 부정확한 이유는 어디에 있을까? <그림 1>에서는 이러한 문제점을 단적으로 보여주고 있다.



< 그림 1 >

구매행태에 따른 규범적 이탈예측의 오류

<그림 1>에서 보는 바와 같이 세 가지 구매행태를 갖는 고객 A, B, C가 있다고 가정하자. 고객 A와 B는 2009년 이전부터 구매를 시작한 고객이고, 고객 C는 최초의 구매 한번만 이루어진 고객이라고 볼 수 있다. 일반적으로 유통업과 같은 비계약업종에서 가장 단순하면서도 많이 활용되는 이탈정의는 최근성에 기반을 둔 이탈정의이다(가령, 최근 6개월간 비 구매고객). 최근 6개월을 기준으로 하여 비 구매고객을 이탈고객으로 정의했을 때 위와 같은 상황에서 이탈고객은 고객 A가 된다. 그러나 실무자들은 실험집단과 통제집단으로 구분해 이탈방지활동을 적용해본 결과 많은 경우 이탈방지 전략의 수행여부와는 상관없이 자연적인 구매로 이어지는 현상을 경험하게 된다. 그 이유는 고객들의 개인적인 구매패턴을 고려하지 않았기 때문에 발생하는 오류라고 볼 수 있다. 즉, 개인의 구매패턴을 고려한다면 고객 A는 평균적으로 9개월에 한 번씩 구매하기 때문에 최근 6개월간 구매하지 않았어도 이탈이라고 정의할 수 없으며, 고객 C의 경우는 한번만 구매한 고객이기 때문에 구매패턴 자체가 정의되지 않으므로 이탈을 논의할 수 없다. 만약 위와 같은 상황에서라면 오히려 최근 6개월 내에 구매이력이 잡히더라도 개인의 구매주기가 훨씬 지나버린 고객 B가 유력한 이탈고객이라고 판단되는 것이 타당할 것이다. 이처럼 비계약업종에서는 계약해지와 같은 명백한 이탈의사가 표출되지 않기 때문에 언제든지 간헐적인 자연구매 즉, 특별한 활동을 적용하지 않아도 구매로 이어지는 행동이 나타날 수 있다. 이러한 현실적인 변수를 고려하지 않았을 때는 작위적인 고객이탈의 정의를 종속변수로 사용할 수밖에 없기 때문에 다변량분석기법과 데이터마이닝 기법들을 통한 이탈예측모형은 현실적으로 높은 기대효과를 갖기 어렵다. 따라서 본 연구에서는 이탈예측 연구가 일천했던 비계약업종에서의 이탈정의와 예측의 효율성을 개선하기 위해

개인의 구매주기 패턴을 반영한 대수적 이탈판단 모형 (Algebraic Model for Churn Prediction)을 제시하고자 한다. 이 과정에서 고객들의 자연구매 현상을 고려한 최대구매주기라는 변수를 설정하고, 이 변수를 바탕으로 한 상대적 이탈예측 모형을 몇 가지 유사한 경쟁모형들과의 예측정확성 비교를 수행한다. 보다 현실적인 적용 가능성을 이끌어내기 위해 실제 유통업체 기업의 매출 데이터를 활용하고, 비계약업종의 특성을 고려하여 이탈예측 시점 이후 충분한 기간을 사후검증 기간으로 설정하였다. 또한 예측정확성을 토대로 산업별 특징에 알맞은 이탈정의모형의 기준을 제시하고, 이탈정의모형 활용방안을 제안하였다.

2. 문헌연구

이탈예측에 관한 연구는 CRM에 대한 학술적 접근이 발전해옴에 따라 국내외에서 활발하게 진행되어 왔다. 이탈예측 연구는 구체적인 적용유형에 따라 계약업종과 비계약업종 이탈연구로 구분할 수 있고, 연구목적에 따라 이탈정의모형 개발, 이탈예측모형 개발, 이탈에 이르는 원인적 변수 도출, 그리고 이탈고객에 대한 방지연구 등으로 구분할 수 있다. <표1>에서는 CRM 문맥에서 고객이탈을 연구한 기존 문헌들을 요약하고 있다. 이탈연구들 내에서 적용산업을 계약 또는 비계약업종이라고 구체적으로 명시하는 경우는 거의 없지만, 연구의 내용을 파악해보면 <표1>에서 보는 바와 같이 기존의 이탈예측 연구가 주로 계약업종을 중심으로 진행되어 왔다는 것을 알 수 있다 (e.g., Ahn et al. 2009, Tsai and Lu 2009, 이진창 외 2001). 이렇게 계약업종에 이탈연구가 집중되는 이유 중 하나는 실제로 금융 (보험, 신용카드, 정기예금 등), 통신 (이동통신, 초고속인터넷 등), 미디어 (신문, 잡지 등) 산업에서는 구체적으로 이탈과 유지의 상태가 정확하게 파악되고 (양승정 외 2007), 이탈은 곧바로 수익 감소로 이어지기 때문에 (Coussement et al. 2010) 이탈예측 및 방지 연구의 중요성이 보다 가시적으로 드러나기 때문이다. 그러나 계약업종 중에서도 신용카드와 소매은행의 요구불 상품의 경우에는 부분적으로 비계약업종 산업의 특징이 적용될 수도 있다. 그 이유는 이러한 상품들이 계약업종이긴 하지만, 고객은 보통 복수의 서비스 제공자의 상품을 이용하게 되고 상품 간 이탈 장벽이 크지 않으며, 이탈의 정의가 다른 계약업종과 달리 사용자가 명백히 계약해지를 하지 않고 서비스 사용의 감소로도 실질적인 이탈로 간주할 수 있기 때문이다. 이지영, 김종우 (2007)가 고객들의 시간에 따른 상태변화를 이탈예측모형에 반영하고자 하는 노력은 이러한 맥락에서 의미 있는 시도라고 볼 수 있다. 그러나 기존의 많은 신용카드 산업에서도 이탈예측모형의 종속변수는 완전 이탈을 중심으로 모형을 개발하고 있다는 한계를 가지고 있다. 비계약업종의 이탈예측 연구는 계약업종에서와는 다르게 매우 제

한적으로 이루어져 왔다 (e.g., Allenby et al. 1999, 김상용 외 2005, 윤성준 2005). 또한, 이러한 산업문맥에서의 고객이탈연구는 계약업종에서의 이탈연구와는 달리 이탈예측을 위한 모형의 정확도 비교 외에도 이탈 자체의 정의나 이탈로 이어지는 선행변수의 탐색이 주요 목적을 이루는 경우도 많다. 가령, 김상용 외 (2005)의 연구나 Capraro 외 (2003)의 연구는 홈쇼핑과 같은 비계약업종에서의 이탈예측이 효과적으로 이루어지기 위해 이탈에 대한 정의를 먼저 명확히 내려야 함을 강조하고 있으며, 고객이탈에 이르는 원인적인 지표들 가령, 고객만족도나 고객의 지식수준 등이 고객이탈에 있어서 중요한 독립변수임을 강조하고 있다. 그러나 대부분의 비계약업종에서의 이탈고객정의는 매우 작위적이거나, 단순 평균에 기반을 둔 이탈정의로 시작되는 경우가 많다 (e.g., 윤성준 2005). 가령, 백화점과 같은 유통업에서는 최근 6개월간 비 구매고객을 이탈로 정의함으로써 6개월간의 비 구매고객은 비교적 정확히 예측할 수 있지만, 과연 6개월간 비 구매고객이 사후에도 계속 비 구매로 남을 것인가에 대한 의문점은 여전히 남아있다. 또한, 고객이탈을 설명하는 인지적 지표 (가령, 고객만족도, 서비스불만지수, 인지적 전환비용 등)들은 고객이탈에 대한 사후적인 통찰력을 제공해주지만, 고객설문을 통해 수집되는 데이터이만큼 실무에서 이탈고객을 예측하는 데는 현실적으로 적용되기 어렵다. 이러한 점에서 Allenby 외 (1999)의 연구는 본래 이탈예측을 위한 연구는 아니지만, 고객들의 상대적 구매주기를 고려한 구매패턴을 제시하였으므로 비계약업종에서의 이탈예측 연구에 중요한 의미를 가져다준다. Allenby 외 (1999)는 대수적 모형을 이용하여 고객들의 다음 구매까지의 예상 기간 (E: Expected Time)을 구하고, 최근 구매일로부터의 경과 시간 (L: Elapsed Time since The Last Purchase)을 측정함으로써 두 값의 차이 (E-L)가 0보다 클 경우에는 이탈이 아니라고 간주하였다. 즉, 이는 고객마다 구매패턴이 다르기 때문에 고객 이탈에 대한 정의도 고객에 따라 상대적으로 다르게 내려져야 한다는 것을 의미한다. 한편, 고객이탈 연구의 방법론적인 특징을 본다면 인공지능망이나 로지스틱 회귀분석, 또는 의사결정나무와 같은 데이터마이닝 기법을 활용한 모델개발이 절대적으로 우위를 차지한다. 이는 SPSS사의 Modeler나 SAS사의 E-Miner와 같이 시각적 모델링 기법을 갖춘 분석도구들이 대중화되면서 데이터마이닝 과정 자체가 매우 손쉽게 수행되기 때문이라고 볼 수 있다. 또 다른 고객이탈연구의 주요 방법론적 특징 중 하나는 단일 모형에 의한 이탈예측모형 보다는 복수의 알고리즘이 결합된 하이브리드 (Hybrid) 형태의 예측모형을 개발하는 추세가 강해지고 있으며 (e.g., Tsai and Lu 2009), 다른 연구영역에서 사용되어 왔던 분류기법 (e.g., SVM: Support Vector Machine)들이 이탈예측 연구를 위해 활용되는 경우가 점차 많아지고 있다는 점이다 (서광규 2005).

< 표 1 >
이탈예측 선행연구

적용유형	연구	주요 내용	방법론
Contractual	Ahn et al. (2009)	통신산업에서 고객만족도, 서비스사용형태 및 전환비용, 고객프로필정보 등 다양한 고객정보 유형을 활용한 고객이탈모형 개발	로지스틱 회귀분석
	Coussement et al. (2010)	이탈예측과 더불어 이에 따른 금전적 손실을 산정할 수 있도록 GAM 지수를 활용한 로지스틱 이탈판정모형 제안	로지스틱 회귀분석
	Tsai and Lu (2009)	신경망+신경망, 신경망+SOM으로 구성되는 하이브리드 이탈예측모형을 개발하고, 예측력 비교를 수행	하이브리드 모형 (신경망, SOM)
	Masand et al. (1999)	다수 고객에 대한 효율적인 이탈예측을 목표로 자동화된 이탈점수 산정모형을 매월 갱신될 수 있도록 시스템을 구축	대수모형
	서광규 (2005)	전통적인 데이터마이닝 기법이 아닌 예측문제에 주로 적용되어 왔던 SVM (support vector machine) 기법을 활용한 보험회사 고객이탈예측모형 제시	SVM
	양승정, 이종태 (2007)	신문산업에 적용할 수 있는 의사결정나무 중심의 이탈예측모형 제시/ 고객들의 결재방법(자동이체)이 주요 변수로 작용	의사결정나무
	이건창 외 (2001)	소매은행에서의 이탈예측모형을 다양한 데이터마이닝 기법을 활용하여 개발하고, 개별 모형 간 예측정확도를 비교	신경망, 로지스틱 회귀분석, 의사결정나무
	이건창 외 (2009)	베이지안 네트워크 분류모형을 이용하여 신용카드 산업에서의 이탈예측모형을 개발/ 성별, 연체여부, 최근 3개월 이용금액이 주요변수로 확인	베이지안 네트워크
	이지영, 김종우 (2007)	연체 변화, 이용형태 변화, 고객등급 변화 등 동적 고객정보를 기반으로 분류모형과 연관규칙모형을 이용하여 고객들의 이탈확률을 예측	의사결정나무, 신경망, 연관규칙분석
Non Contractual	이호영 외 (2004)	고객집단을 분류하고 분류된 집단 별로 로지스틱회귀모형, 의사결정나무, 신경망의 개별모형과 각 모형이 결합된 결합모형 간의 이탈예측 정확도 비교	하이브리드 모형 (로지스틱 회귀분석, 의사결정나무, 신경망)
	Allenby et al. (1999)	차기 구매 예상일과 최근 구매경과일의 비교로 이탈 예측/ 본격적인 상대적 이탈예측 연구 시도	대수모형
	Capraro et al. (2003)	고객이탈을 설명하는 모형으로써 고객만족도와 제품서비스에 대한 객관적, 주관적 고객 지식수준으로 구성	회귀분석
	김상용 외 (2005)	홈쇼핑산업에서의 이탈고객에 대한 기준을 정의하고, 인구 통계적 정보와 거래행동 정보를 바탕으로 한 로지스틱 회귀모형 개발	로지스틱 회귀분석
	윤성준 (2005)	RFM점수를 이용한 등급별 고객이탈예측 모형 개발/ 로지스틱 회귀분석과 의사결정나무분석 사용	로지스틱 회귀분석, 의사결정나무

3. 새로운 이탈정의를 이용한 예측모형의 개발

기존의 많은 이탈예측 연구들은 대부분 높은 예측력을 보이는 것으로 보고되고 있다. 그러나 이러한 이탈예측 연구들은 비계약업종에서 실질적으로 활용되기 어려운 것이 현실이다. 그 이유는 앞서 논의한 바와 같이 비계약업종에서는 이탈에 대한 정의 자체가 명확하지 않기 때문에 작위적인, 혹은 평균적인 구매주기 기반의 이탈정의를 활용한

이탈예측이 아무리 높은 적중률을 나타내더라도 현실적으로는 오류가 매우 크게 나타난다. 가령, 최근 6개월간 비 구매고객을 이탈로 정의했을 때 이 기준에 속하는 고객을 80% 적중률로 예측할 수 있다고 하더라도, 최근 6개월간 비 구매고객이 실제로 완전 이탈하게 되는 경우가 50%라면, 해당 모형의 실제 이탈예측정확도는 40% 정도라고 밖에 할 수 없다. 즉, 기존의 많은 비계약업종에서의 이탈예측 연구는 실질적인 이탈을 예측하는 것이 아니라, 작위적으로 이탈이라고 정의한 범위에 속하는 고객들

을 예측하는 정도였던 것이다. 따라서 비계약업종에서는 이탈예측모형을 개발하기에 앞서 이탈이라고 정의한 기준이 과연 적합한 이탈정의모형인지에 대한 타당성 논의가 이루어질 필요가 있다. 본 연구에서는 비계약업종에서 효과적으로 적용될 수 있는 이탈예측모형 개발을 위해 선행되어야 할 이탈고객의 정의를 고객 개인의 구매패턴 정보를 기반으로 한 대수적 모형으로 제시하고자 한다. 이를 위해 개인의 구매패턴을 반영하는 두 가지 다른 대수모형을 설계하고, 각 모형의 특징과 예측력 비교를 통해 산업의 특성에 가장 적합한 이탈정의기준 및 예측모형을 제안하고자 한다.

3.1 상대적 이탈예측모형 ①: 개인평균구매주기(API)기준 이탈정의

첫 번째 모형은 개인의 평균구매주기를 바탕으로 한 이탈예측모형으로써 <표 2>에 요약되어 있다. 이를 위해 먼저, 개인별 구매주기 (PI: 단위 월)의 평균인 평균구매주기 (API)값을 계산하고, 최근성의 역수에 해당하는 최종구매경과 (LPL)를 측정한다. 그리고 평균구매주기 (API)와 최종구매경과 (LPL)값을 비교하여 최종구매경과 (LPL)값이 평균구매주기 (API)값보다 클 경우에만 이탈로 정의하고, 반대의 경우에는 이탈이 아니라고 판단하게 된다. 이 모형은 Allenby 외 (1999)가 제시한 상대적 이탈예측모형과 유사하며, 개인별 구매주기 패턴을 활용한 초보적인 수준의 이탈정의 및 예측모형이라고 할 수 있다. 비록 이 모형이 개인별 구매주기를 초보적인 수준으로 활용한 것이지만 기존의 전체 평균적인 구매 최근성 (가령, 최근 6개월)에 기반을 둔 이탈예측모형에 비해 월등한 성과를 보이는 것으로 알려져 왔다 (Allenby et al. 1999).

< 표 2 >

개인의 평균구매주기 기준을 이용한 이탈고객정의

PI (Purchasing Interval)	구매주기 (월)
API (Average Purchasing Interval)	평균구매주기 (월)
LPL (Last Purchasing Lapse)	최종구매경과 (월)

$$PI_n = M_{n+1} - M_n, \text{ where } M = \text{구매일}$$

$$API = \frac{\sum_{n=1}^{k-1} PI_n}{n-1} = \frac{\sum_{n=1}^{k-1} (M_{n+1} - M_n)}{n-1}, \text{ where } k = \text{총 구매횟수}$$

$$LPL = M_p - M_1, \text{ where } M_p : \text{현재일}, M_1 : \text{최종구매일}$$

$$Churn = 1, \text{ where } API < LPL, \text{ otherwise } 0$$

3.2 상대적 이탈예측모형 ②: 개인최대구매주기(MPI)기준 이탈정의

개인의 평균구매주기를 이용한 이탈정의는 상대적인 개인별 구매행동 특성을 반영했다는 점에서

전체 평균적인 접근방식보다 뛰어난 실제 이탈예측력을 보인다. 그러나 이 모형은 구매간격 평균의 수준이 전체에서 개인으로 좁혀졌지만 여전히 평균의 함정을 내포하고 있다. 즉, 개인 수준에서도 얼마든지 평균구매주기에서 벗어난 구매패턴을 보일 수 있으며, 이러한 개인의 독특한 특성은 API대수 모형에서 간과되기 어렵다. 이러한 문제점을 해소하기 위해 <표 3>에 요약된 개인의 최대구매주기를 기준으로 한 이탈예측모형을 고려할 수 있다. 여기에서는 개인별 구매주기 (PI: 단위 월)의 최대치인 최대구매주기 (MPI)값을 계산하고, 앞서 도출한 최근성의 역수에 해당하는 최종구매경과 (LPL)값과 비교하여 최종구매경과 (LPL)값이 최대구매주기 (MPI)값보다 클 경우에만 이탈로 정의하게 된다. 이 모형에서는 이탈고객을 정의하는데 있어서 고객구매주기의 평균치를 기준으로 하는 것이 아니라 고객 스스로 자연구매행위가 발생할 가능성이 높은 고객의 최대구매주기까지 허용해야 한다는 관점을 강조하고 있다.

< 표 3 >

개인의 최대구매주기 기준을 이용한 이탈고객정의

PI (Purchasing Interval)	구매주기 (월)
MPI (Maximum Purchasing Interval)	최대구매주기 (월)
LPL (Last Purchasing Lapse)	최종구매경과 (월)

$$PI_n = M_{n+1} - M_n, \text{ where } M = \text{구매일}$$

$$MPI = \max(PI_n) = \max(M_{n+1} - M_n)$$

$$LPL = M_p - M_1, \text{ where } M_p : \text{현재일}, M_1 : \text{최종구매일}$$

$$Churn = 1, \text{ where } MPI < LPL, \text{ otherwise } 0$$

4. 모형의 검증

4.1 검증 프레임워크

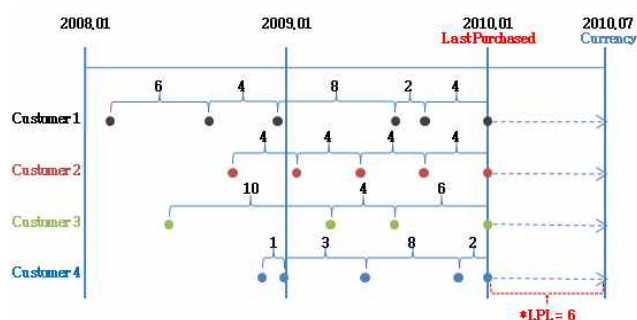
개인의 구매패턴을 반영하는 두 가지 다른 대수모형의 효용성을 검증하기 위해 전체 고객의 평균구매주기 (APITC: Average Purchasing Interval of Total Customer)를 기준으로 한 기존의 이탈예측모형과 개인평균구매주기 (API: Average Purchasing Interval)기준의 이탈예측모형, 개인최대구매주기 (MPI: Maximum Purchasing Interval)기준의 이탈예측모형의 이탈예측정확도 및 검정력을 비교한다. 서로 다른 3가지의 이탈고객 정의 기준은 다음과 같다.

- 전체평균구매주기 (APITC)와 최종구매경과일 (LPL)을 비교하였을 때 최종구매경과일 (LPL)이 더 클 경우 → 이탈 (APITC < LPL = Churn);
- 개인평균구매주기 (API)와 최종구매경과일

(LPL)을 비교하였을 때 최종구매경과일 (LPL)이 더 클 경우 → 이탈 (API < LPL = Churn);

▪ 개인최대구매주기 (MPI)와 최종구매경과일 (LPL)을 비교하였을 때 최종구매경과일 (LPL)이 더 클 경우 → 이탈 (MPI < LPL = Churn).

<그림 2>와 같이 과거 구매패턴이 서로 다른 4명의 고객들의 최종구매일이 2010년 1월 1일이고 최종구매경과일이 6개월로 동일하다고 가정하였을 때, 위의 3가지 이탈정의기준에 따라 고객 1, 2, 3, 4의 이탈여부를 판단하는 방법은 다음과 같다.



< 그림 2 >

고객의 과거 구매패턴과 최종구매일 기준

<표 4>는 4명의 고객을 서로 다른 3가지 이탈 정의의 기준을 토대로 이탈여부를 판단한 결과이다. 먼저 전체 고객의 평균구매주기 (APITC)를 기준으로 한 기존의 이탈예측모형을 통해 고객의 이탈여부를 살펴보면 고객 1,2,3,4의 전체평균구매주기는 약 4.6개월이 된다. 고객 전체의 평균구매주기인 4.6개월은 최종구매경과일 (LPL)인 6개월보다 작기 때문에 모든 고객은 이탈고객으로 판단할 수 있다. 즉, 4명의 고객은 전체평균구매주기에서 약 1.4개월이 경과하였음에도 불구하고 구매가 이루어지지 않았기 때문에 이탈고객으로 판단할 수 있는 것이다. 다음으로 고객별 개인평균구매주기 (API)를 살펴보면 고객 1의 API는 약 4.8개월, 고객 2의 API는 4개월, 고객 3의 API는 약 6.7개월, 고객 4의 API는 약 3.5개월임을 알 수 있다. 최종구매경과일 (LPL) 6개월과 개별 고객의 개인평균구매주기 (API)를 비교한 결과, 고객 3을 제외한 고객의 개인평균구매주기 (API)는 최종구매경과일 (LPL)인 6개월보다 작기 때문에 이탈고객으로 판단할 수 있다. 고객 3 같은 경우에는 개인평균구매주기 (API)가 약 6.7개월로 0.7개월 안에 재구매가 발생할 확률이 높다고 볼 수 있다. 마지막으로 고객별 개인최대구매주기 (MPI)를 살펴보면 고객 2를 제외한 모든 고객의 개인최대구매주기 (MPI)는 최종구매경과일 (LPL)인 6개월보다 크다. 즉, 고객 2를 제외한 다른 고객들은 최근 6개월 동안에는 구매가 없었지만 개인 최대구매주기 (MPI)안에 자연구매가 발생할 가능

성이 높다고 판단할 수 있다. 하지만 고객 2 같은 경우, 개인최대구매주기 (MPI)가 지나고 2개월이 경과하였지만 재구매가 이루어지지 않았기 때문에 이탈고객으로 판단할 수 있다.

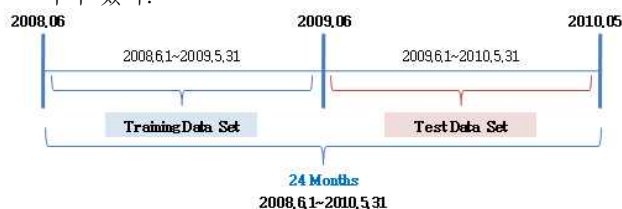
< 표 4 >

이탈정의 기준별 고객 분류

고객유형	1. APITC	2. API	3. MPI
고객1	4.6개월	4.8개월	8개월
고객2		4개월	4개월
고객3		6.7개월	10개월
고객4		3.5개월	8개월
Churn	고객 1,2,3,4	고객 1,2,4	고객 2
Not Churn	.	고객 3	고객 1,3,4

4.2 경쟁데이터의 수집 및 분석방법

본 연구에서 제안한 두 가지 다른 대수모형의 효용성을 실증적으로 검증하기 위해 비계약업종인 국내 대형 유통기업에서 이탈방지활동이 더욱 중요시 되는 VIP등급에 해당하는 고객들의 실제 매출 데이터를 사용하였다. 이탈 데이터의 관찰기간 (Observation Window)은 2008년 6월 1일부터 2010년 5월 31일까지 총 2년의 데이터를 사용하였으며, 2008년 6월 1일부터 2009년 5월 31일의 매출 데이터는 모형 개발을 위한 데이터로 사용하였고, 2009년 6월 1일부터 2010년 5월 31일까지의 매출 데이터는 검증용 데이터로 사용하였다. 모형의 실효성 검정을 위한 최종 판단 기준을 세우기 위해 2008년 6월 1일부터 2009년 5월 31일까지의 매출 데이터의 고객 중 2009년 6월 1일부터 2010년 5월 31일까지의 검증용 데이터에 구매기록이 한 번이라도 있는 고객은 이탈하지 않은 고객으로 판단하였고, 검증용 데이터에 구매기록이 없는 고객들을 실제로 이탈한 고객으로 판단하였다. 먼저 VIP등급에 해당하는 고객들의 총 1,065,783건의 매출 데이터에서 매출액과 방문일자를 고객 ID별로 통합하였다. 고객 ID별로 통합된 224,801명의 매출데이터 중 구매주기를 계산할 수 있도록 방문 횟수가 최소 2회 이상인 고객데이터만을 선정하였다. 그 결과 최종적으로 90,385명의 매출 데이터를 분석에 사용하게 되었다. 분석 데이터의 관찰기간은 <그림 3>에 제시되어 있다.



< 그림 3 >

검증을 위한 observation Window

본 연구에서는 SPSS사의 Modeler 13을 사용하여 보다 정확한 예측결과를 얻기 위해 로지스틱 회귀분석, 신경망, 의사결정나무 (C5.0) 3가지 모델링 방법 중 가장 성능이 좋았던 의사결정나무 (C5.0)를 이용하여 분석을 진행 하였다.

4.3 모형검정 결과

2008년 6월 1일부터 2009년 5월 31일까지 구매이력이 있는 전체 고객 90,385명 중 2009년 6월 1일부터 2010년 5월 31일까지 한번이라도 구매이력이 존재하는 고객 40,164명은 유지고객, 구매이력이 없는 50,221명은 이탈고객으로 분류하였다. 결과를 정리한 <표 5>에서 먼저 전체 고객의 평균구매주기 (APITC)인 36.113일을 기준으로 한 이탈예측 모형의 결과를 살펴보면, 이탈이라고 예측했던 고객 77,923명 중 실제 이탈한 고객은 43,800명 이므로 예측정확도는 약 56.21%가 되며, 실제 이탈고객 50,221명 중 43,800명을 예측하였으므로 검정력은 약 87.21%가 된다. 다음으로 개인평균구매주기 (API)를 기준으로 한 이탈예측모형의 결과를 살펴보면 이탈이라고 예측했던 고객 72,864명 중 실제 이탈한 고객은 42,236명 이므로 예측정확도는 약 57.97%이고, 실제 이탈고객 50,221명 중 42,236명을 예측하였으므로 검정력은 약 84.10%가 된다. 마지막으로 개인최대구매주기 (MPD)를 기준으로 한 이탈예측모형의 결과를 살펴보면 이탈이라고 예측했던 고객 46,640명 중 실제 이탈한 고객은 30,619명 이므로 예측정확도는 65.65%이고, 실제 이탈고객 50,221명 중 30,619명을 예측하였으므로 검정력은 약 60.97%가 된다. 예측정확도는 전체평균구매주기 (APITC) 기준 모형에서 개인평균구매주기 (API), 개인최대구매주기 (MPD)순으로 점차 개선되는 것을 확인할 수 있으며, 실제 이탈고객에 대한 모형의 검정력은 이 순서로 오히려 감소하고 있는 것을 확인할 수 있다. 즉, 각 모형 간에는 정확도와 검정력 사이에 상충관계 (Trade-Off)가 존재 하는 것을 볼 수 있는데, 이는 APITC 기준 보다는 API가, API보다는 MPD가 개인 이탈에 대한 기준을 보다 엄격하게 적용함으로써 이탈이라고 판단하는 예측 고객의 모수 자체가 작아지기 때문이라고 볼 수 있다. 따라서 어떠한 이탈정의 기준의 모형을 적용할 것인지는 이탈예측의 정확도와 검정력 정도에 따라 파생되는 비용 혹은 이익의 증감 정도를 파악하여 적용하는 것이 바람직할 것이다.

〈 표 5 〉
이탈정의기준에 따른 예측정확도 및 검정력

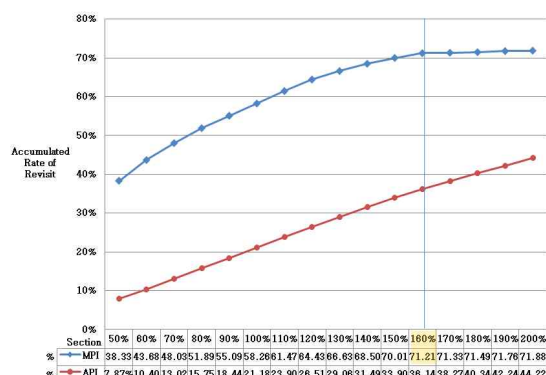
기준	예측정확도	검정력
APITC	56.21% (43,800/ 77,923)	87.21% (43,800/ 50,221)
API	57.97% (42,236/ 72,864)	84.10% (42,236/ 50,221)
MPD	65.65% (30,619/ 46,640)	60.97% (30,619/ 50,221)

개인의 구매패턴을 반영하는 두 가지 이탈정의 기준은 산업의 특성에 따라 달리 적용하는 것이 고려될 필요가 있는데 가령, 이탈방지활동의 비용이 많이 들지 않는 기업에서는 API 기준과 같이 비교적 많은 수의 예측된 이탈고객을 추출하는 모형이 적합할 것이며, 반대로 이탈방지 활동 자체가 매우 정교하거나, 복잡한 비즈니스 프로세스를 유발하는 기업의 경우 정확한 예측활동이 필수적이므로 MPD 기준을 활용한 이탈정의모형이 적합할 것이다. 또한, 이러한 모형들에 대한 취사선택 기준은 하나의 기업 내에서도 고객 집단유형에 따라 달리 적용될 수 있다. 가령, 이탈방지활동 자체가 고비용을 유발하는 초우량 고객군 (VVIP)에 대해서는 MPD 기준을, 보다 규모가 큰 중간계층 이하의 고객집단에 대해서는 API 기준을 활용한 이탈정의모형이 적절할 수 있을 것이다.

5. 이탈정의모형 응용 이탈방지전략 제언

비계약업종의 기업에서 고객의 상대적 구매패턴을 고려한 두 가지 이탈정의 기준인 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPD)를 활용한다면 이탈예측모형의 효율성을 개선할 수 있을 것이다. 더 나아가 기업에서는 이탈방지전략을 수립하는데 있어서 상대적 구매패턴을 고려한 두 가지 기준의 이탈정의모형을 활용할 수 있는데, 이 장에서는 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPD)를 실질적으로 활용하여 고객의 이탈을 방지하기 위해 단계적으로 고객을 관리하는 이탈방지전략 사항을 제시해 보고자 한다.

구매패턴이 각각 다른 고객들의 이탈을 정의할 때 상대적 구매패턴을 고려해야 하는 것과 마찬가지로 고객들의 이탈가능성 또한 각각 다르기 때문에 이탈이 예상되는 고객들을 효과적으로 관리하기 위해서는 상대적 이탈가능성을 고려해야 한다. 상대적 이탈가능성을 고려하여 단계적으로 고객을 관리 하려면 먼저 이탈가능성에 따라 이탈단계별 구간을 설정해야 하는데, 이탈단계별 구간의 기준은 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPD)의 구간별 고객의 재방문 비율을 통해 이탈가능성을 추정하여 설정할 수 있다. 구간별 이탈가능성을 추정하여 이탈단계 구간을 설정하기 위해 분석에 사용된 전체고객 90,385명 중 유지고객으로 분류한 40,164명의 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPD)의 구간별 재방문 비율을 살펴 보았다. 구간별 재방문 비율은 <그림 4>와 같다.



< 그림 4 >

API, MPI 구간별 재방문율 (누적)

개인평균구매주기 (API)의 구간별 재방문 비율을 살펴보면 개인평균구매주기 (API)값 자체 일 때 전체고객의 약 21.18% (8,505명)가 재방문을 하였고, 0.5 API부터 2.0 API 구간까지 일정하게 고객의 재방문 비율이 증가하여 2.0 API일 때 전체 고객의 약 44.22% (17,759명)에 해당하는 고객들의 재방문이 이루어진 것을 확인할 수 있다. 개인평균구매주기 (API)의 구간별 재방문 비율을 통해 구간별 이탈가능성을 추정해보면, 재방문이 거의 일정한 비율로 이루어지고 있기 때문에 특정 구간에서 이탈가능성이 크게 증가한다고 판단하기는 어렵고 2.0 API 구간에서도 유지고객으로 분류된 전체고객 중 채 50%가 되지 않는 고객들만이 재방문을 하였기 때문에 단지 개인평균구매주기 (API)만을 기준으로 구간별 이탈가능성을 추정하기에는 한계가 있다. 다음으로 개인최대구매주기 (MPI)의 구간별 재방문 비율을 살펴보면 개인최대구매주기 (MPI)값 자체 일 때 전체 고객의 약 58.26% (23,398명)가 재방문을 하였고, 재방문 비율이 일정하게 증가하다가 1.6 MPI 구간을 기준으로 재방문 비율이 현저히 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 이렇게 재방문 비율이 현저히 낮아지는 구간을 기준으로 이탈가능성 여부를 추정해보면, 이미 전체 고객의 약 71.21%가 재방문을 하였으며 1.6 MPI 구간 안에 재방문을 하지 않은 고객들은 자신의 개인최대구매주기 (MPI)를 훨씬 경과하였음에도 재방문이 이루어지지 않은 상태이므로 이탈가능성이 매우 크다고 판단할 수 있다. 최종적으로 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPI)의 재방문 비율을 모두 고려하여 구간별 이탈가능성을 추정해보면, 2.0 API 구간에서도 채 50%가 되지 않는 고객들만이 재방문을 하였기 때문에 최종구매경과일 (LPL)이 개인평균구매주기 (API)미만일 경우에는 이탈의 가능성이 매우 낮다고 판단할 수 있고, 최종구매경과일 (LPL)이 개인평균구매주기 (API)를 경과하여 개인최대구매주기 (MPI)에 가까워질수록 이탈의 가능성이 증가한다고 판단할 수 있을 것이다. 또한

최대구매주기 (MPI)를 경과한 뒤에도 재방문이 이루어지지 않아 최종구매경과일 (LPL)이 증가한다면 이탈의 가능성 또한 계속 증가한다고 판단할 수 있다. 이와 같이 개인평균구매주기 (API)와 개인최대구매주기 (MPI)의 구간별 재방문 비율을 이용하여 이탈단계 구간을 설정한 예시는 <표 6>와 같다.

< 표 6 >

API와 MPI를 이용한 이탈단계 구간화

단계	구간
Safe	0 < LPL < 1.0 API
Attention	1.0 API < LPL < 1.0 MPI
Imminent	1.0 MPI < LPL < 1.6 MPI
Gone	1.6 MPI < LPL

Safe Stage는 아직 고객들의 이탈징후가 파악되지 않았지만 지속적으로 관찰이 필요한 단계라고 할 수 있다. Attention Stage는 고객들의 방문시점이 점차적으로 줄어드는 단계로 고객들의 재방문을 유도할 수 있는 이탈방지활동이 본격적으로 수행되는 단계라고 할 수 있다. 개인최대구매주기 (MPI)를 경과하여 고객들의 이탈가능성이 더욱 증가하는 Imminent Stage는 반드시 확실한 이탈방지활동이 전개되어야 하며, 적극적으로 고객들의 재방문을 유도해야 하는 단계라고 할 수 있다. 마지막 Gone Stage는 1.6 MPI를 경과한 고객들을 이탈고객으로 분류하는 단계라고 할 수 있다. 이렇게 기업의 특성과 현재 상황을 고려하여 이탈단계의 구간을 설정한 뒤 고객들의 이탈을 방지하기 위해 단계별로 이탈방지활동을 전개할 수 있는데, 위의 이탈단계를 토대로 한 이탈단계별 이탈방지활동 및 고객접촉방법의 예시는 <표 7>과 같다. 먼저 Safe Stage에서는 별도의 이탈방지활동을 전개하지는 않지만 고객들을 지속적으로 모니터링 하면서 관리해야 하며, Attention Stage에서는 고객들의 재방문을 유도할 수 있도록 E-mail, SMS등의 접촉방법을 이용하여 현재 진행 중인 행사를 안내하거나, 그 고객이 자주 이용하는 선호 브랜드의 행사 및 할인 안내를 제공함으로써 고객의 내점을 유도해야 한다. Imminent Stage에서는 추가적인 마케팅 비용이 발생하더라도 반드시 고객의 재방문을 유도할 수 있도록 개별 고객에게 DM, 전화와 같은 직접적인 접촉방법을 이용하여 실질적인 구매를 전제로 한 사은품 제공이나 문화 활동 참여, 할인권 제공 등의 이탈방지활동을 전개해야 한다. Gone Stage에서는 이용감사편지 및 개선요구사항 설문 등을 통해 이탈고객에게 직접 접촉하여 이탈고객의 이탈원인을 파악하고 평가한 뒤 이탈고객 재회득 활동을 전개해야 한다. 위의 이탈징후모형 응용 전략의 예시와 같이 본 연구에서 제안한 이탈징후모형을 실질적으로 활용한다면 자사의 환경에 알맞게 이탈단계의 구간을 설정하고 각 단계별 차별화된 이탈방지전략

을 수행할 수 있을 것이다.

< 표 7 >

각 단계별 차별화된 이탈방지활동 예시

단계	이탈방지활동	방법
Safe	· 지속적인 고객 모니터링	.
Attention	· 행사 안내 공지 · 친분을 활용한 내점 유도 활동 · 고객의 이용도가 높은 품목 행사 및 할인 안내	E-mail, SMS
Imminent	· 구매를 전제로 한 쿠폰, 할인권 증정 · 방문 시 특별 사은품 증정	전화, DM
Gone	· 이용감사편지 및 개선요구사항 문의 · 식사초대 및 간담회 개최 · 재방문 시 받을 수 있는 혜택 안내	전화, DM

6. 결론

본 연구는 CRM이 최근 다양한 비계약업종에도 적용 되어가고 있는 추세에 맞추어 그 동안 계약업종에 치중 되어있던 고객이탈에 대한 연구를 비계약업종으로 확대, 적용하기 위해 고객이탈에 대한 정의를 현실적으로 정확하게 파악하고자 하는 대수적 모형을 제시하고자 하였다. 본 연구에서 제시하는 이탈정의모형의 핵심은 이탈이라고 정의한 뒤에도 자연적인 구매로 이어질 수 있는 비계약업종의 특성을 고려하여, 어느 기간까지 고객의 자연 구매를 기다려 줄 것인가를 대수적 모형으로 결정한다는 데에 있다. 이 과정에서 개인의 구매패턴을 분석하여 개인의 평균구매주기 (API)기준, 최대구매주기 (MPI)기준의 두 가지 대수모형을 제시하였다. 검정결과, 예측정확도는 개인최대구매주기 (MPI)기준 모형이, 검정력은 개인평균구매주기 (API)기준 모형이 높았는데, 이러한 예측정확도와 검정력의 상쇄관계 (Trade-Off)를 고려한다면 기업의 특성과 자사가 관리하는 고객집단 유형에 따라 기준이 다른 모형을 취사선택하여 사용할 수 있을 것이다.

본 연구의 학술적 의미로는 첫째, 비계약업종에서 이탈예측모형의 실효성을 떨어뜨리는 고객들의 자연구매라는 개념을 추출하고, 이를 이탈정의 모형에 반영했다는 점이다. 둘째, 이러한 연구는 계약업종에 집중되어 있던 고객이탈에 대한 연구를 비계약업종에도 활성화시킬 수 있는 하나의 이론적 기반을 마련했다는 점이다. 실무적 의미로는 유통업이나 소비재 제조업과같이 고객들의 이탈유무가 확실치 않은 비계약업종에서 본 연구 결과를 활용하여 이탈모형을 개발할 수 있다는 점이다. CRM이 매스마케팅 (Mass Marketing)과 다른 방법론적 차이가 보다 목표화 된 고객들을 바탕으로 개별적인 전략이 수행되는 것이므로, 이탈에 대해 보다 까다롭지만 정확한 정의를 바탕으로 보다 선별적인 이탈방지활동이 수행될 수 있을 것이다. 한편, 본 연

구에는 몇 가지의 한계점이 존재한다. 먼저, 대수적 모형을 통한 판단은 결국 하나의 중요한 파생변수를 도출하는 과정이라고 볼 수 있으므로, 이 연구의 결과만으로 비계약업종의 고객이탈예측모형이 완전히 갖춰진 것이라고 보기 어렵다는 것이다. 물론 본 연구의 취지가 다른 연구들처럼 대리 (Proxy)지표를 활용한 간접적인 이탈예측모형을 개발하는 것이 아니라, 고객 구매패턴 정보를 활용하여 보다 직접적인 이탈정의모형을 개발하는데 집중되어 있기 때문에 기존의 데이터마이닝 방법론을 활용한 모형 개발연구와는 그 목적이 다를 수밖에 없다. 그러나 결국 기업의 입장에서는 고객의 이탈을 미리 선행적으로 파악하는 것이 중요하므로, 향후에는 본 연구결과에서 제시한 이탈의 정의모형을 기준으로 도출된 종속변수와 이를 설명할 수 있는 다른 대리 (Proxy)변수들을 독립변수로 포함하는 포괄적인 이탈예측모형의 개발이 필요하다. 또한, 본 연구의 결과는 특정 기업의 데이터베이스를 이용하여 수행된 연구이므로, 비계약업종의 다른 산업에 대한 일반화를 주장하기 어렵다. 향후 연구에서는 백화점이나 할인마트 등 비계약업종의 다른 산업에도 적용함으로써 모형을 일반화 할 수 있는 노력이 필요하다.

References

- 김상용, 송지연, 이기순 (2005) "CRM 고객데이터 분석을 통한 이탈고객 연구," 한국마케팅저널, 7(1), 21-42.
- 김형수, 김영걸, 박찬욱 (2009) 고객관계관리 전략: 원리와 응용, 서울, 사이텍미디어.
- 박태훈, 임영균 (2008) "CRM 몰입과 조직문화가 CRM 성과에 미치는 영향," 한국마케팅저널, 10(2), 31-69.
- 서광규 (2005) "Support Vector Machine을 이용한 고객이탈 예측모형에 관한 연구," 대한안전경영과학회, 7(1), 199-210.
- 양승정, 이종태 (2007) "사례를 기반으로 한 신문 산업에서의 고객 이탈 예측 모형 구축," 대한안전경영과학회, 9(3), 111-118.
- 윤성준 (2005) "데이터마이닝 기법을 통한 백화점의 고객이탈예측모형 연구," 한국마케팅저널, 6(4), 45-72.
- 이건창, 권순재, 신경식 (2001) "은행고객 세분화를 통한 이탈고객 관리분석-가계성 예금을 중심으로," 지능정보연구, 7(1), 177-196.
- 이건창, 이근영, 조남용 (2009) "베이저안 네트워크 분류와 비즈니스 프로세스 모델링을 통한 신용카드 회원 이탈에 관한 연구," 지식경영연구, 10(4), 1-15.
- 이승희, 우종필, 박수경 (2009) "대형할인점에서의 패션 CRM에 관한 연구: 관계형성에 영향을 미치는 요인을 중심으로," 소비자학연구, 20(1), 17-35.

- 이지영, 김종우 (2007) "실시간 CRM을 위한 분류 기법과 연관성 규칙의 통합적 활용: 신용카드 고객 이탈예측에 활용," 한국경영정보학회 춘계학술대회, 2007, 135-140.
- 이호영, 김성재, 이훈영 (2004) "시장 세분화와 모형 결함을 활용한 효과적인 생명보험 고객 이탈예측모형에 관한 연구," 보험학회지, 74(0), 33-58.
- Ahn, J.H., S.P. Han, and Y.S. Lee(2006) "Customer churn analysis: Churn determinants and mediation effects of partial defection in the Korean mobile telecommunications service industry ," Telecommunications Policy, 36(10/11), 552-568.
- Allenby, G.M., R.P. Leone, and L. Jen(1999) "A Dynamic Model of Purchase Timing with Application to Direct Marketing," Journal of American Statistical Association, 94(June), 365-374.
- Brown, S.A. and M. Gulycz(2002) "Performance-Driven CRM: How to Make Your Customer Relationship Management Vision a Reality," Canada, John Wiley & Sons, Ch1.
- Capraro, A.J., S. Broniarczyks, and R.K. Srivastava(2003) "Factors Influencing the Likelihood of Customer Defection: The Role of Consumer Knowledge," Journal of the academy of marketing science, 31(2), 164-175.
- Coussement, K., D.F. Benoit, and D. Van Den Poel(2010) "Improved marketing decision making in a customer churn prediction context using generalized additive models," Expert systems with applications, 37(3), 2132-2143.
- Dwyer, F.R., P.H. Schurr, and S. Oh(1987) "Developing Buyer-Seller Relationship," Journal of Marketing, 51(2), 11-27.
- Kim, H.S. and Y.G. Kim(2009) "A CRM performance measurement framework: Its development process and application," Industrial Marketing Management, 38(4), 477-489.
- Masand, B., P. Datta, D.R. Mani, and B. Li(1999) "CHAMP: A Prototype for Automated Cellular Churn Prediction," Data mining and knowledge discovery, 3(2), 219-225.
- Reinartz, W., M. Krafft, and W.D. Hoyer(2004) "The Customer Relationship Management Process: Its Measurement and Impact on Performance," Journal of Marketing Research, 41(3), 293-305.
- Seshadria, S. and R. Mishra(2004) "Relationship marketing and contract theory," Industrial Marketing Management, 33(6), 513- 526.
- Tsai, C.F. and Y.H. Lu(2009) "Customer churn prediction by hybrid neural networks," Expert systems with applications, 36(10), 12547-12553.