핸드폰 기기변경을 통한 해지방어 모델 개발

서종현*, 장영순**
*한국산업기술대학교 e-비즈니스학과, **명지대학교 경영학과

The Model for Churn Defense using Alternation of Mobile-phone

Seo, Jong-Hyen*, Chang, Yoong-Soon**
*Department of e-Business, Korea Polytechnic University, kyonggi-do
**Department of Business Administration, Myongji University, Seoul
E-mail : jhseo@kpu.ac.kr, yschang@mju.ac.kr

요 약

각 이동통신사들은 통화품질 수준이 비슷하게 유지 됨으로써 단말기 불만이 해지의 중요한 요소로 파악되고 있으며, 기기변경을 통해 고객의 이탈을 방지하는 전략을 펴고 있으며 이는 실제 상당한 효과가 있는 것으로 알려져 있다. 또한 2004년부터 시행된 번호이동성 도입으로 기기변경에 대한 캠페인이 중요한 이슈로 부각되고 있다. 따라서 이 연구에서는 고객 분석을 통해 기기변경에 대한 욕구가 높은 고객을 선별할 수 있는 모델을 수립하고 타겟된 고객을 기변 요인에 따라 그룹핑하여 개인화된 캠페인을 실시하는 방법을 제시하고자 한다. 기존의 regression, decision tree, neural networks 등을 이용하여 기변에 큰 영향을 미치는 변수들을 선별하고, 이를 바탕으로 캠페인 성공률을 높일 수 있는 고객을 선별하게 된다.

1. 서론

기업 간 경쟁이 심화되고 시장이 포화상태가 되어감에 따라 기업들은 자사 고객의 충성도(loyalty)를 높이기 위한 마케팅 전략을 수립하여 실행에 옮기고 있다. 이러한 전략의 기본 방향은 고객의 구매행동 패턴 등에 대한 통찰력(insight)을 확보하고 이를 캠페인(campaign) 등의 고객관리활동에 적극적으로 활용하는 것이다. 따라서, 고객의 기본정보(profile)와 제품에 대한 구매성향 등을 파악하여 고객의 life stage, life style 등을 분석/예측하기 위한 고객분석의 필요성이 대두되었으며, 이러한 목적으로 CRM(Customer Relationship Management)에 대한 관심이 지속적으로 증대되고 있다. 특히 각종 데이터의 통합적인 분석을 통해 고객성향을 파악하기 위한 수단으로 analytical CRM 및 data

mining에 대한 중요성이 최근 더욱 강조되고 있다.

CRM은 고객세분화를 바탕으로 일대일 마케팅(one-to-one marketing)의 실현을 통해 고객과의 장기적이고 지속적인 관계를 강화함으로써 궁극적으로 고객의 충성도를 제고하는 것으로 정의할 수 있다(Frederick, 2000). 기존에 유치한 고객들과의 거래를 지속적으로 유지함으로써 추가적인 수익을 창출하는 데에 비해 신규고객을 유치하는 것이 몇 배 이상의 비용이 소요된다는 것이 알려지면서 CRM의 중요성이 더욱 강조되고 있다. 따라서, 기업의 마케팅 전략이 신규고객을 유치하는 데서 벗어나 기존 고객들을 오랜 기간 자사의 충성고객으로 유지하기 위한 방안을 모색하는 것으로 초점이 옮겨가고 있다(Bart *et al.*, 2004).

CRM 전략을 수립하고 이를 성공적 으로 실행에 옮기기 위해 서는 객관적인 데이터를 바탕으로 고객의 니즈 및 구매 패턴을 정확히 파악하는 것이 매우 중요한 요소이다. 이를 위해 고객으로부터 각종 정보를 수집/분석하기 위한 기반을 마련하는 analytical CRM과 대용량 고객 데이터 분석기법인 data mining이 등장하였다. 전통적인 통계적 방법은 적은 수의 표본을 활용하여 모집단에 대한 추정 및 검정을 위한 기법들의 개발에 중점을 두고 있으나, data mining은 거대하고 복잡한 데이터를 효과적/효율적으로 탐색/분석하여 비즈니스 전략수립에 필요한 지식(knowledge)을 발견하고 고객에 대한 통찰력을 획득하기 위한 다양한 기법들의 개발에 중점을 두고 연구되고 있다. 즉, analytical CRM 및 data mining은 고객의 기본정보 및 상품자료와 캠페인 수행 이후 얻어진 고객 반응자료 등 기업이 보유하고 있는 모든 고객 관련 자료를 활용하여 고객의 특성을 파악하고 이를 실제 마케팅 활동에 적용할 수 있도록 가공하는 기법으로 정의할 수 있다(Addison, 1996).

그동안 analytical CRM에 관한 연구는 소매유통분야 (Zeithaml *et al.*, 1996), 금융분야 (Athanassopoulos, 2000; Van and Lariviere, 2004), 통신분야(Mozer *et al.*, 2000; Weerahandi and Morita, 1995)등에서 활발히 연구되어 왔다. 그동안 통신분야에서의 CRM 활동들은 주로 신규 고객의 확보나 새로운 서비스에 대한 고객확보에 주안점을 두고 있었다. CRM 관점에서 신규 고객의 확보도 중요하지만 이전 고객들의 유지 또한 중요한 일면이 될 것이며, 특히 2004년 도입된 번호이동성 도입으로 인해 이에 대한 중요성은 더욱 커지고 있다.

이 논문에서는 고객 정보를 분석하여 기기변경에 영향을 미치는 변수들을 추출하고 이를 바탕으로 기기변경 캠페인을 통해 고객의 이탈을 방지하기 위한 해지방어 전략을 제시하고자 한다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 통신사에서 보유하고 있는 고객 관련 데이터 특성을 살펴보고, 3장에서는 탐색적 데이터 분석을 통해 기변에 영향을 미치는 변수들을 추출한다. 4장에서는 기존 모델을 이용하여 기변욕구 모델을 수립한다.

2. 기기변경에 영향을 주는 요인

기기변경에 영향을 미치는 요인들은 제품 구입후 이용시에 유입되는 자료를 바탕으로

i) 단말기 : 단말기 노후화/Phone 모델
ii) 고객성향 : 개인의 단말기 선호 스타일, 다양한 서비스 이용 패턴
iii) 통화품질 : 통화대기 중/통화연결 중/통화중의 품질
iv) 고객 Profile : Demographic 정보, LTV, 포인트
v) IB 이력

등으로 구분할 수 있다. A사에서 보유하고 있는 몇 가지 변수들을 위의 기준에 의해 구분해 보면

i) 단말기 : Age, Total Usage, 배터리 수명,

중고폰 여부 등 11가지 변수

ii) 고객성향 : 사용금액, 서비스별 사용정도, 단말기 스타일, 요금상품군, 부가서비스 가입건수 등 35가지 변수

iii) 통화품질 : 착신 불소통 수, 평균 절단 건수 등 6가지 변수

iv) 고객 Profile : 성별, 연령, 포인트 등 14가지 변수

v) IB 이력 : 기변 상담횟수, 단말기 Claim 상담건수 등 15가지 변수

와 같다. 모델에 Bias를 일으킬 수 있는 데이터는 모집단에서 제외하고 직전 3개월 간의 값들을 설명변수로 이용하여 기준 월의 기기변경 여부를 판단해 본 결과 <Table 1>에서 보는 바와 같이 38개의 의미있는 변수를 선정할 수 있었다.

3. 탐색적 데이터 분석

선정된 38개 변수를 바탕으로 단말기의 해지에 가장 영향을 미치는 변수를 추출하기 위한 분석을 실시하고 이를 바탕으로 기변에 대한 모형을 수립하고자 한다. 높은 상관관계를 가지고 있는 변수를 추출하여 이를 대표할 수 있는 새로운 변수를 선정하여 모형 설정의 입력변수로 사용이 가능해질 것이다.

3.1 단말기/통화품질에 따른 기변율

단말기와 통화품질에 관련된 변수들의 상관관계는 <Figure 1>에서 보는 바와 같이 단말기 수명을 나타내는 변수들 사이에는 매우 강한 상관관계가 존재한다. 이를 요약해 보면 다음과 같다.

i) FER값을 사용하여 만들어진 변수사이에는 비교적 높은 상관관계가 존재함

ii) 수명과 사용량 FER 값들 사이에는 약한 상관관계가 존재함

iii) 사용량과 FER, ARPU간에 비교적 높은 상관관계가 존재

Table1. 데이터분석에 의한 분석변수 선정결과

구분	변수	선정여부
단말기	TPT	○
	Total Usage	○
	FER-hs	△
	FER-dur	△
	중고폰여부	○
	임대폰여부	○
	분석시점 H/S 등급	○
고객성향	구입시점 H/S 등급	○
	ARPU	△
	서비스별 사용요금비율	○
	음성/Data 사용비율	○
	M2M/M2L 통화건수	○
	M2L 통화비율	○
	착신 MOU	○
	발신 기지국수	○
	요금 상품군	○
	기본요금	○
	요금제 변경횟수(누적)	○
	최종요금제 유지기간	○
	납부방법	△

구분	변수	선정여부
고객성향	연속 연체 개월수	○
	당월 VAS 건수	○
	평균 VAS 이용료	△
	누적기변횟수	○
	PT - 최근 기변간격	○
	총 기변간격	○
	3개월 상태변경 횟수	△
	3개월 일시정지 횟수	○
통화품질	평균 불소통건수	○
	평균 불완료건수	○
	평균 절단 건수	○
	FER 표준편차	○
고객 Profile	폰할부 잔여기간	○
	Profit Quartile	○
Inbound	기변상담횟수	△
	고장/파손상담횟수	△
	분실상담횟수	△
	해지상담횟수	△
	Web Log - 단말기 안내	△
	Web Log - 보상기기변경	△

이들 변수간의 상관관계를 설명해 줄 수 있는 새로운 변수를 주성분분석을 통해 도입하면

PC1=0.61TU+ 0.55FER+ 0.57ARPU

PC2= -0.09TU+ 0.76FER-0.64ARPU

PC3=-0.79TU+ 0.34FER+ 0.52ARPU

이들 분석결과 총 사용정도와 순수한 통화품질이 각 변수조합의 80%이상을 설명하며, 특히 총 사용시간이 전체의 60% 이상을 설명하는 중요한 요소임을 알 수 있다.

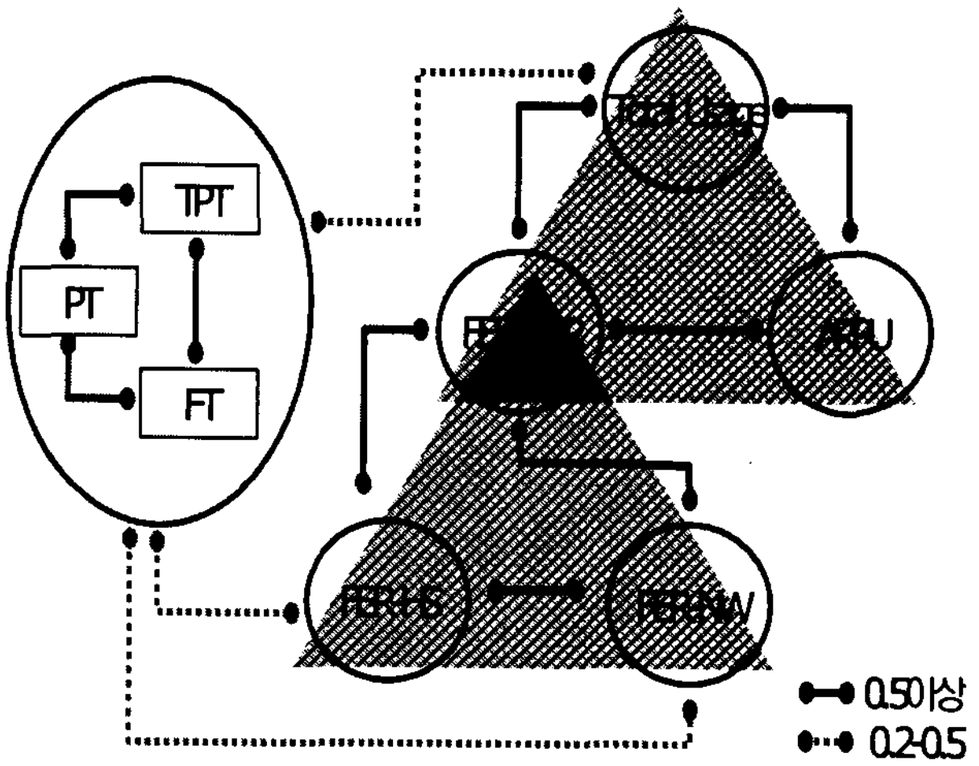

Figure1. 상관관계 분석

3.2 고객성향에 따른 기변율

현재 보유하고 있는 단말기의 종류는 기변율에 영향을 미치는 요소로 평가되어지며 이에 대한 분석결과는 <Figure 2>와 같다. 그림에서 보는 바와 같이 구입시점의 단말기 스타일이 낙후될수록 기변율이 높았으며, 특히 기능실속형을 구입했던 고객은 단말기가 낙후되면 기변율이 급격히 증가함을 알 수 있다.

즉, 메이저 브랜드사의 제품이 아닌 경제적이면 많은 기능이 내장되어 있는 Phone을 구입했던 고객은 유행에 매우 민감하여 곧바로 새로운 Phone으로 기변을 하는 경향을 가지고 있다.

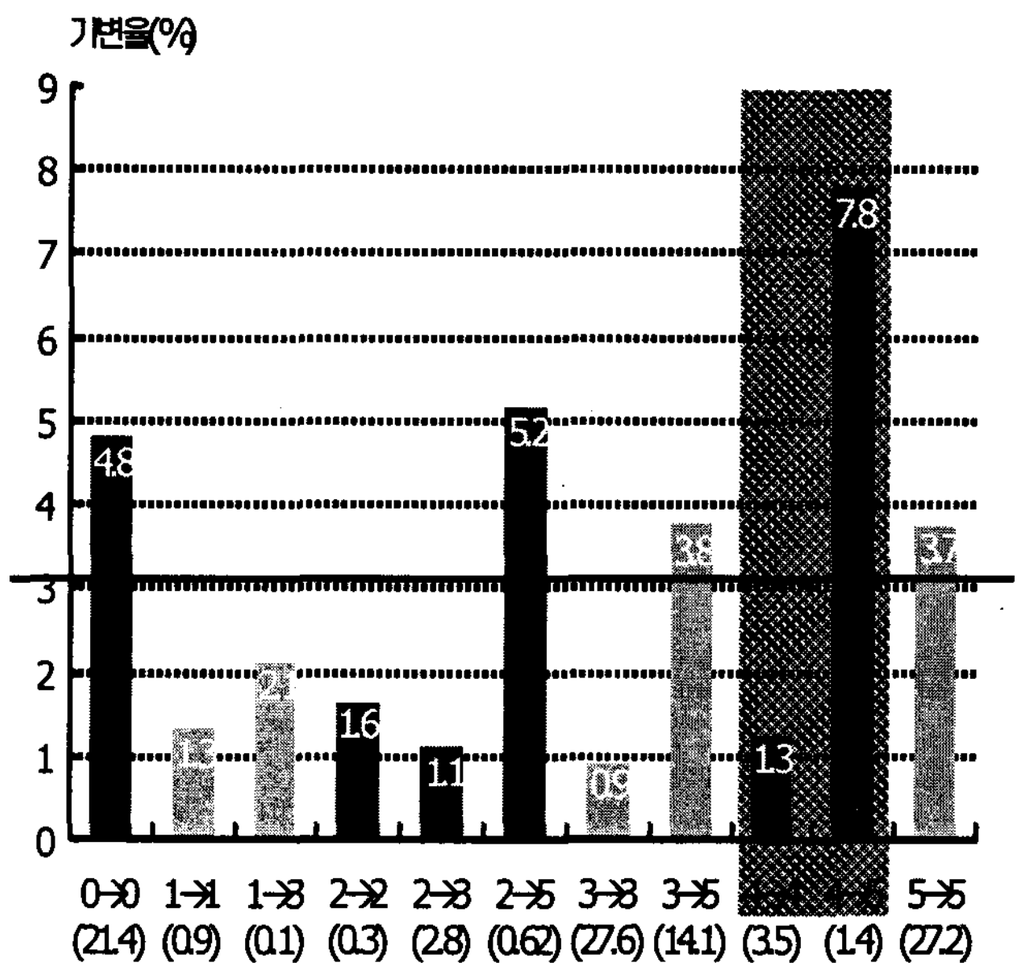

Figure 2. 기기 Style 변화에 따른 기변율

3.3 고객 Profile에 따른 기변율

최근 Phone의 고급화에 따라 기기의 가격 또한 고가인 경우가 많다. 이런 상황하에서 전체 고객 중 62.6%의 많은 고객들이 할부로 기기를 구입하고 있으며, 할부 프로그램 또한 고객을 유인하기 위한 좋은 수단으로 평가되어 지고 있다. 할부여부가 기기변경에 영향을 주는지 여부를 분석해 보면, 다음과 같은 사실을 확인할 수 있다.

i) 할부 종료월을 기준으로 할부가 종료된 고객은 할부기간이 나은 고객에 비해 기변율이 5배 정도 높음(<Figure 3>)

ii) 할부 미종료자 중 기변 시점의 할부잔여금액은 기변율에 유의미한 차이를 보이고 있지 않음

이들 결과를 바탕으로 할부종료를 앞둔 고객들을 대상으로 기기변경을 유도함으로써 고객을 지속적으로 유지할 수 있는 기반을 마련할 수 있을 것이다.

이외에 연령대나 성별등 일반적인 고객 Profile은 기변율에 크게 영향을 미치지 않는 것을 분석을 통해 확인할 수 있다.

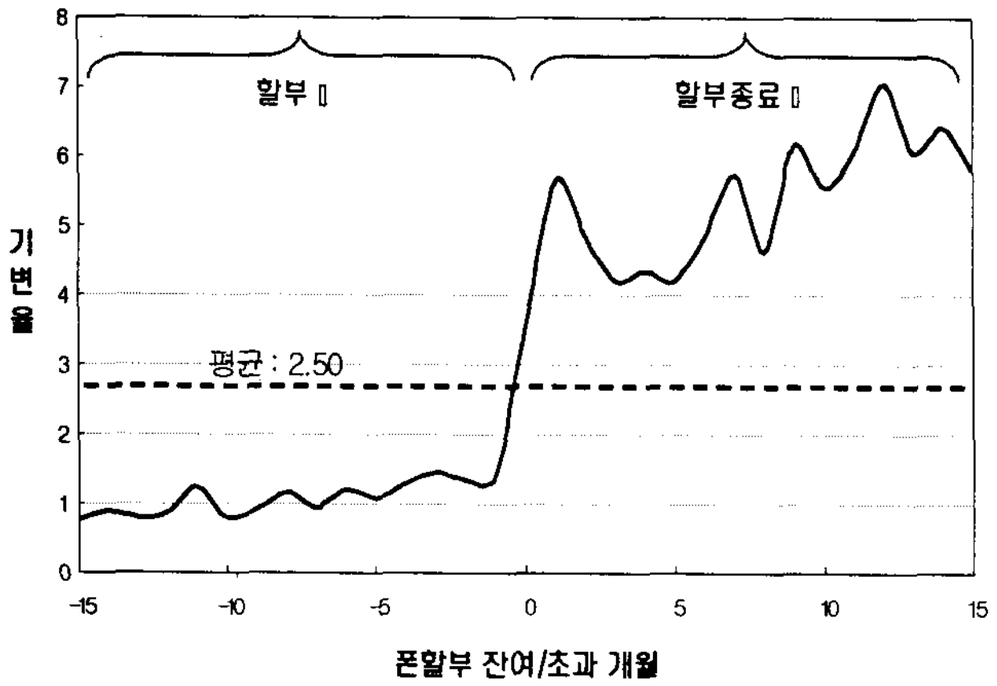

Figure 3. 잔여할부기간별 기변율

4. 기변욕구 모델링

이전까지 분석결과를 바탕으로 Regression, Decision Tree, Neural networks, Ensemble 등을 이용하여 기변욕구 모델을 수립한다. 각 모델별 방법은 다음과 같다.

i) Regression : 기변율의 비선형적 증가에 대한 표현이 가능하도록 TPT, ARPU를 Piecewise linear하게 분할 → 고객 연령대와 TPT/ARPU간의 교호작용을 설명하도록 변수 추가 → 임대폰 및 중고폰과 TPT간의 교호작용을 설명하도록 변수 추가 → Stepwise 방법을 이용하여 변수 선택

ii) Decision tree : Over-fitting을 방지하기 위한 Early Stopping 방법 이용 → 변수의 중요도 갑을 기준으로 최종변수 선정

iii) Neural networks : 계산 시간의 단축을 위해 Decision treee에서 선정된 변수를 이용하여 학습 → Objective function으로 MSE를 이용

iv) Ensemble : 각 모델로부터 얻어진 Score를 평균하여 사용

<Table 2>는 Decision tree를 이용하여 추출된 모델의 중요변수들이다. 이 결과로부터 기변에 주로 영향을 미치는 것은 단말기 노후화, 할부, 통화품질에 관련된 변수들이며 테스트 결과 상위 10%의 Lift 값이 약 3.28 정도로 나타났다.

Table 2. 중요변수(Decision Tree 기준)

구 분	중 요 도
단말기 총 사용 시간	1.0000
Total Phone Tenure	0.9489
할부 중인 고객의 잔여 개월수	0.8171
FER_Duration (총통화시간을 고려한 FER 값)	0.6444
M2M 통화 건수	0.5882
구입시점의 Handset Style	0.5720
FER_customer (고객의 평균 FER 값)	0.4881
평균 불완료 호수	0.4410
평균 불소통 호수	0.3610
분석시점의 Handset Style	0.3304

5. 결론

이 논문에서는 기기변경에 영향을 미치는 변수들을 추출하고 이를 적용하여 실제 기기변경 캠페인에 이용될 수 있는 기변욕구 모델을 제안하였다. 이 결과로부터 기변욕구는 단말기 총 보유기간 보다는 사용시간에 더 큰 영향을 받는다는 사실을 확인하였고, 통화 품질과 구입한 기기의 스타일 또한 중요한 변수임을 알 수 있었다. 다수의 기변 요인이 존재함으로 실제 캠페인 시에는 타겟된 고객을 기변 요인에 따라 그룹핑 하여 개인화된 캠페인을 수행하여야만 더욱 효과적이고 성공적인 결과를 얻을 수 있을 것이다. 이 연구 결과에는 내부적으로 수집되는 정보를 바탕으로 모델이 수립되었으나 실제 기기변경이나 해지는 외부적인 환경 또한 중요한 영향을 미칠 것으로 예상된다. 따라서 추후에는 타사의 정책변화와 같은 외부변수를 모델에 반영함으로써 더욱 효과적인 모델개발이 가능할 것이다.

[참고문헌]

[1] Addison, W. (1996), Data Mining, Syllogic, USA.

[2] Athanassopoulos, A. D. (2000), Customer Satisfaction Cues to Support Market Segmentation and Explain Switching Behavior, Journal of Business Research, 47(3), 191-207.

[3] Bart, B., Verstraeten, G., Poel, D.V.D, Egmont-Petersen, M., Kenhove, P.V. and Vanthienen, J. (2004), Bayesian Network Classifiers for Idenfying the Slope of the Customer Lifecycle of Long-life Customers, European Journal of Operational Research, 156(2), 508-523.

[4] Mozer, M. C., Wolniewicz, R., Grimes, D. B., Johnson, E. and Kaushansky, H. (2000), Predicting Subscriber Dissatisfaction and Improving Retention in the Wireless Telecommunications Industry, IEEE Transactions on Neural Networks, 11(3), 690-696.

[5] Van den Poel, D. and Lariviere, B (2004), Customer Attrition Analysis for Financial Services Using Proportional Hazard Models, European Journal of Operation Research, 157(1), 196-217.

[6] Weerahandi, S. and Morita, S. (1995), Using Survey Data to Predict Adoption Switching for Services, Journal of Marketing Research, 32(1), 85-96.

[7] Zeithaml, V. A., Berry, L. L. and Parasuraman, A. (1996), The Behavioral Consequences of Service Quality, Journal of Marketing, 60(2), 2105-2111.