

고객 로열티 스코어 모델 개발

전희주¹⁾

요약

고객 로열티는 한 회사가 지속적으로 수익을 계속 창출하기 위해 매우 중요한 요소이다. 특히 카드사는 멤버십(Membership)에 가입한 회원 및 가맹점과의 고객 관계 관리(Customer Relationship Management: CRM)가 무척 강조되는 업종이기에 카드사에서 고객 로열티는 더욱 더 중요하게 다루어지고 있다. 본 연구에서는 A카드사의 로열티 스코어 개발 사례를 다루고자 한다. A카드사에서는 이해하기 쉽고 활용하기 쉬운 모델 개발을 목적으로 카드업종의 특성을 반영한 로열티 스코어를 개발하고자 하였다. 본 연구에서 제안하는 로열티 스코어 모델은 반응변수에 개별 변수 별 로짓모형을 적용하고 이들 모형에서 얻어진 카이제곱 적합도 통계량을 가중치로 고려하는 방법이다. 본 연구에서 제안한 모델은 모델에 대한 안정성 평가 결과 시간의 흐름에 따라 매우 안정된 결과를 보인다.

Keywords: 고객 로열티, 로열티 스코어, CRM, 타겟팅.

1. 서론

로열티가 있는 고객(Loyal Customer)이란 기업의 상품 또는 서비스에 애호도를 가지고 그 기업에 평생가치를 제공해 줄 수 있는 고객을 의미한다. 기업은 심화된 경쟁체제 속에서 그 기업과의 지속적인 관계를 통해 이익을 창출시켜주는 고객의 가치를 정확히 알고 평가함으로써 미래에도 지속적인 관계와 이윤을 창출해 나가고자 한다. 전통적으로 고객 로열티는 고객의 태도 평가(Behavioral Measure)로서 측정되어 왔으며, 이는 구매비율, 구매 확률, 구매빈도, 재구매율, 반복구매 형태, 구매 연속성, 구매 행태의 다양성 등을 포함한다(Kumar과 Shah, 2004). 실제 산업 현장에서 널리 사용되는 대부분의 로열티 프로그램들은 태도 로열티에 대한 보상으로 위에 나열된 지표들을 사용하고 있는데 이는 그 회사 상품을 더 많이 소비하면 할수록 더 많은 보상을 받을 수 있도록 하는 것이다. 로열티에 대한 또 다른 측정치로는 지갑속 점유율(Share of Wallet: SOW)이 있다. 이는 전체 구매 영역에서 그 회사나 가게에서 구매된 지출을 말한다(Berger과 Nasr, 1998). Reichheld와 Teal (1996)는 로열티가 있는 고객의 4가지 이익을 다음과 같이 제시하였다. 1) 로열티가 있는 고객을 유지하는 비용은 크지 않고, 2) 이들은 가격에 덜 민감하며, 3) 이들은 그 회사와 함께 더 많은 것을 소비하며, 4) 이들은 그 회사의 브랜드나 제품에 대해 긍정적인 추천을 한다. 그러

1) (100-999) 서울시 중구 을지로 2가 11, SK텔레콤 마케팅 Intelligence팀, 매니저.

E-mail: chun9665@empal.com

므로 실제 산업 현장에서 로열티가 있는 고객을 제대로 찾아내어 관리하는 것은 매우 중요한 이슈일 것이다.

신용카드 업은 일정한 기간 동안 회원 가입비를 받고 개인회원, 가맹점의 멤버십 기반을 통해 다양한 금융상품과 서비스를 제공하며 그에 대한 수익을 창출하는 여신전문 금융업이다. 신용카드사는 회원에 대한 카드 이용관리, 이탈관리, 리스크관리 등의 회원관리를 통해 수익을 창출하므로 로열티가 높고 수익성 있는 고객을 관리하는 것은 매우 중요하다. 국내의 신용카드 시장은 민간 소비지출의 성장, 소비형태 변화, 신용카드 기능의 편리성 및 부가서비스 혜택 강화에 의해 지속적으로 성장해 왔다. 더불어 디지털 금융의 심화와 고객 정보력 향상으로 금융시장 또한 판매자 중심의 시장에서 구매자 중심의 시장으로 변화하였다. 고객의 신용카드에 대한 니즈는 다양한 생활편의 중심의 부가서비스 혜택과 결합하여 이루지고 있다. 이와 같은 배경 하에서 A카드사는 자사에 대한 충성도와 기여도가 높은 고객에 대한 로열티 스코어를 개발하여 로열티 프로그램, 마케팅 전략 등 다양한 분야에서 적용하고자 하였다.

본 논문에서 제안하는 로열티 스코어 모델은 카드업종의 특성을 반영하여 직관적으로 이해하기 쉽고 향후 실제 적용 가능한 활용 중심의 모델 개발을 목적으로 하였다. 사실 고객의 행동이나 리스크에 대해 점수화하는 방법은 데이터마이닝의 한 분야로서 고객 타겟팅 방법으로 많이 이용되고 있다. 한상태 등 (2002)은 손해보험사의 자동차보험 가입자에 대한 이탈모형에 대하여 연구하였고, 한상태 등 (2004)은 교차판매 모형에 대하여 연구하였다. 최근의 전희주와 정병철 (2007)의 연구도 이동 통신사의 로밍 이용 예상 고객 타겟팅에 데이터마이닝의 스코어링 방법을 적용한 사례이다.

2장에서는 고객 로열티 정의와 설명변수 정의를 하였고, 3장에서는 로열티가 있는 고객과 로열티가 없는 고객을 구분함으로써 로열티 반응변수를 생성해 로열티 설명변수들에 대한 가중치와 확률을 구하였다. 4장에서는 생성된 로열티 스코어의 분포 및 고객 프로파일(Profile)을 제시하였으며 5장에서는 결론 및 제언에 대하여 기술하였다.

2. 고객 로열티 정의 및 측정변수 정의

로열티 스코어를 만들기 위해 A사는 카드사의 특성을 반영하여 A사에 대한 친밀도 및 우호적 경향을 나타내는 관계 정도로 로열티를 정의하였다. 그러므로 당사와 관계한 기간이 길수록, 카드이용의 활동 정도가 높을수록, 전체 신용판매 이용금액 중 A사의 차지하는 비중이 많을수록 고객의 회사에 대한 로열티가 높은 것으로 정의하였다.

로열티 스코어 개발을 위해 사용한 고객 데이터는 2004년 12월을 기준 시점으로 A사 전체 고객의 약 20%인 1,729천명을 대상으로 하였다. 이들의 2005년 1월부터 12월까지의 활동을 통해 2006년 시점에 반응변수 (로열티가 있는 고객과 로열티가 없는 고객)를 정의하는 훈련 데이터(Training data)를 생성하였다. 이때 반응변수로서 로열티가 있는 고객(Loyal Customer)은 갱신탈락/탈퇴 경험 없이 신용판매를 지속적, 활발하게 이용하는 고객으로 정의하였고, 로열티가 없는 고객(Unloyal Customer)은 갱신탈락/탈퇴 또는 자발적 이탈 또는 신용판매 이용이 저조한 고객으로 정의하였다. 또한 정확한 모델 개발을 위하여 이들 두 그

표 2.1: 로열티에 대한 반응변수 정의

구분	고객 수(명)	구성비(%)
Loyal Customer	138,941	8.0
Unloyal Customer	687,821	39.8
Gray Zone	902,111	52.2
Total	1,728,873	100.0

표 2.2: 로열티에 대한 설명변수 정의

주요 특성	로열티 설명변수
Long Tenure	최근 입회 경과 개월 (갱신탈락 및 탈회반영)
카드 이용의 적극적 활동성(Highly Active)	신용판매 Life Cycle
	현금서비스 이용패턴
	이용 월 평균 신용판매이용 건수 연간 상품 사용 형태
Large Share of Wallet(SOW)	신용판매 SOW
Stability	이용 월 평균 최소 신용판매 이용금액
Payment of Annual Fee	연간 입금 연회비 금액 대

룹에 속하지 않은 고객은 불분명 고객(Gray Zone)으로 분류하여 모델 개발 시 분석에서 제외하였다. 이와 같은 불분명 고객을 고려한 이유는 두 고객 군 (Loyal Customer와 Unloyal Customer)의 특성을 명확히 모델에 반영하기 위함이다. 다음 표 2.1은 분류된 반응변수의 그룹과 고객 수를 나타낸다. 표 2.1에서 분석에서 제외된 불분명 고객은 52.2%인 902천명 이고 모델개발에 이용된 고객은 두 고객 군을 합쳐 827천명이다.

표 2.1에 나타난 로열티가 있는 고객과 로열티가 없는 고객을 설명하기 위하여 본 연구에서는 다음과 같은 8개의 설명변수를 사용하였다. 표 2.2에 나타난 설명변수 이외에도 반응변수를 설명하는데 사용될 수 있는 변수들은 많지만 카드 업의 특성과 모델에 대한 1차 검증 결과를 통하여 8개의 설명변수로 압축되었다. 표 2.2에서 고려된 8개 설명변수는 모델의 단순화와 적용상의 편리함을 위하여 표 3.1에 나타난 바와 같이 모두 그룹화하여 사용하였다.

3. 고객 로열티 측정 모델 개발

고객 로열티 스코어를 구하는 방법은 다음과 같은 업계의 특성을 반영해야 한다. 첫째로, 카드업계에서 실무적으로 사용해야 하므로 모델은 복잡한 것보다는 단순해야 한다. 둘째로, 고객 로열티에는 다양한 요인들이 서로 상관되어 영향을 미치므로 가능한 한 이러한 영향들은 모두 반영해 주어야 한다. 특히 어느 특정 변수에 의하여 고객 로열티가 좌우되고 나머지 변수들은 기여하지 못하는 현상은 발생하지 않아야 한다.

이와 같은 업계 특성상 본 연구에서는 반응변수에 개별 변수 별 로짓모형을 고려하고 이들 모형에서 얻어진 카이제곱 적합도 통계량을 가중치로 고려하는 방법을 로열티 스코

표 3.1: 설명변수의 가중치, 예측 확률 및 범주의 가중치

측정변수	Vars. Weight	Code	확률	Code Weight
최근 입회 후 경과 개월 (갱신탈락/탈회 반영)	10.49	1년 미만	0.00	0.00
		3년 미만	0.18	1.89
		4년 미만	0.28	2.94
		5년 미만	0.49	5.14
		7년 미만	0.59	6.19
		10년 미만	0.61	6.40
		10년 이상	0.85	8.92
신용판매 Life Cycle	12.81	Most Active(3년 이상)	1.00	12.81
		Most Active(2년 이상)	0.83	10.63
		Most Active(1년 이상)	0.78	9.99
		Most Active(6개월 이상)	0.75	9.61
		Very Active	0.54	6.92
		Active, Active전환, New Activated	0.27	3.46
		Inactive, Inactive전환, 간헐	0.13	1.67
		Very Inactive, Most Inactive,		
		Never Active	0.04	0.51
Long Inactive	0.02	0.26		
현금서비스 이용패턴 세분화	10.83	Inactive	0.05	0.54
		CA Inactive	0.39	4.22
		CA Inactive(6개월), Recent Inactive	0.50	5.42
		Convenient Users	0.76	8.23
		Frequent Users	0.82	8.88
		Heavy, Steady Users	0.67	7.26
월 평균 신용판매 이용건수	14.57	3건 미만	0.03	0.44
		5건미만	0.40	5.83
		7건 미만	0.80	11.66
		7건 이상	0.93	13.55
연간 상품 이용형태	10.25	일시불 Only	0.30	3.08
		일시불 + 1	0.52	5.33
		일시불 + 2	0.59	6.05
		일시불 + 3	0.98	10.05
		할부 또는 금융만 이용	0.35	3.59
		무실적	0.05	0.51
신용판매 SOW	14.5	0%	0.02	0.28
		20% 미만	0.06	0.84
		20% 이상	0.36	5.06
		30% 이상	0.59	8.29
		40% 이상	0.79	11.10
		50% 이상	0.84	11.80
		90% 이상	0.98	13.77
월 평균 최소 신용판매 이용금액	14.01	9만원 이하	0.20	2.80
		9만원 초과	0.80	11.21
연간 입금 연회비 금액 대	12.98	0원	0.05	0.65
		1만원 이하	0.32	4.15
		2만원 이하	0.36	4.67
		3만원 이하	0.61	7.92
		3만원 초과	0.98	12.72

어 측정방법으로 제안하고자 한다. 사실 개별 변수 별 로지스틱 회귀분석이 아닌 전체 측정 변수를 모두 포함한 로지스틱 회귀분석을 이용하는 방법을 생각할 수 있다. 하지만 이 방법을 적용하는 경우 반응변수에 아주 큰 영향을 미치는 설명변수가 존재하여 나머지 설명 변수들은 이 변수의 효과를 고정된 추가적인 기여 분을 나타내기 때문에 모형 상에서 반응 변수에 영향을 미치지 못하거나 극단적으로 설명하기 힘든 영향을 주는 경우가 종종 발생하게 된다. 이와 같은 현상이 발생하게 되면 로열티 스코어에 대한 바람직한 가중치를 나타내지 못하기에 본 연구에서는 개별 변수 별 로짓모형을 사용하였다.

본 논문에서 제안하는 로열티 스코어 모델은 다음의 절차에 의해 구해진다.

1. 로열티 측정변수들의 가중치를 구한다. 표 2.1의 반응변수에 대해 표 2.2의 각 설명변수에 의한 개별 로지스틱 회귀분석을 실시하여 모형의 적합도를 나타내는 카이제곱 통계량 값을 각각 계산한다. 총 8개의 로지스틱 회귀모형에서 얻어진 각 자유도로 나눈 카이제곱의 합을 100으로 고정한 후, 각 변수가 차지하는 비중을 통해 변수 가중치(Vars. weight)를 구한다. 이 경우 어떤 변수의 가중치가 크게 나타난다는 것은 그 변수가 다른 변수에 비하여 반응변수의 변동을 더 잘 설명한다는 것을 의미한다.
2. 개별 측정변수에 대하여 로짓모형을 통해 얻어진 각 변수의 범주 값(Code)에 대한 예측 확률을 구한다. 이 예측 확률은 각 범주에 속하는 고객이 로열티가 있는 고객이 될 가능성을 의미한다.
3. 각 설명변수의 가중치와 해당되는 범주 값의 확률을 곱하여 각 측정변수의 해당 범주의 가중치(Code Weight)를 산정하였다. 이때 얻어진 각 설명변수의 해당 범주의 가중치는 각 해당 범주가 로열티 정도를 나타내는 기여도를 의미한다.
4. 모든 설명변수의 가중치를 더하면, 이를 로열티 스코어로 정의한다.

위에 정의된 로열티 스코어는 표 2.2에 나타난 8개 측정변수의 로열티 반응변수에 대한 기여도들의 합을 나타낸다. 표 3.1은 위에서 정의된 로열티 스코어를 얻기 위하여 각 설명 변수 별로 얻어진 변수 가중치와 각 측정 변수의 범주 값에 대한 예측 확률 및 이들에 의해서 얻어진 각 설명변수의 범주 값에 대한 가중치를 나타낸다.

표 3.1에서 각 설명변수의 변수 가중치를 살펴보면 모든 변수에서 10.25에서 14.57% 사이에 나타나 다른 변수를 압도하는 변수는 존재하지 않고 고른 가중치를 나타내고 있음을 알 수 있다. 만일 모든 변수를 사용한 로지스틱 회귀분석 방법을 이용했다면 한 두 변수의 가중치가 너무 크게 나타나 나머지 측정변수들은 무시되게 될 것이다. 이는 8가지 측정변수의 기여도를 고려한 가중치를 통해 로열티 스코어를 만들하고자 하는 목적과는 다르게 나타날 것이다.

사실 표 3.1에 나타난 범주에 대한 가중치가 로열티 스코어를 구성하는 핵심요소가 된다. 표 3.1을 보면 최근 입회 후 경과 개월은 입회 후 경과 기간이 길수록, 신용판매 이용이 활발할수록, 평균 신용판매 이용건수가 많을수록, 신용판매 SOW가 높을수록, 신용판매 이용 금액이 많을수록, 일시불과 함께 이용하는 상품의 수가 많을수록, 연회비 금액이 많을수록 범주 값의 가중치가 커지는 경향이 있어 로열티 스코어 또한 증가하는 경향을 보일 것

표 4.1: 고객 로열티 스코어 분포

로열티 스코어	회원 수 (명)	구성비 (%)
90점 이상	30	0.0
80 - 90점	2,932	0.2
70 - 80점	56,336	3.3
60 - 70점	225,195	13.3
50 - 60점	243,948	14.1
40 - 50점	228,587	13.2
30 - 40점	248,850	14.4
20 - 30점	230,074	13.3
10 - 20점	220,542	12.8
10점 미만	272,379	15.8
계	1,728,873	100.0

이다. 현금서비스 이용형태 또한 자주, 많이, 꾸준히 이용하는 고객이 범주 값의 가중치가 크고 그 군에 속하는 고객의 로열티 스코어는 높게 나타날 것이다.

4. 고객 로열티 스코어

고객 개인들에 대한 로열티 스코어는 표 3.1의 측정변수들의 해당된 범주 값의 가중치를 더함으로써 구해진다. 분석대상의 고려된 1,728천명에 대하여 표 3.1의 결과를 적용하여 얻어진 로열티 스코어의 분포는 표 4.1에 나타나 있다. 이때 표 4.1은 불분명 고객으로 분류된 고객까지 포함하여 얻어진 분포이다.

표 4.1을 살펴보면 로열티 스코어가 90점 이상을 보인 고객은 30명으로 아주 작게 나타나고 80점 이상의 스코어를 보인 고객들도 전체 고객의 0.2%정도로 나타났다. 그러므로 대략 로열티 스코어가 80점 이상인 고객은 회사에 대한 최상의 로열티를 보여주는 고객으로 생각하여 이들에 대한 적절한 대우를 생각할 필요가 있다. 또한 70점 대 고객도 회사에 대한 로열티가 높은 고객이므로 그에 대한 적절한 보상이 필요할 것으로 생각된다. 이와 같은 모델이 개발되기 이전에는 당사카드 이용에 대한 로열티에 대한 보상으로서 단순히 과거 1년 동안 신용판매 금액을 그 기준으로 이용하였으나 로열티에 대한 다양한 구성 요소를 포함하는 로열티 스코어를 이용하는 것이 더욱 유용할 것이다.

표 4.1은 어느 한 시점에서의 로열티 스코어를 나타낸다. 이와 같이 개발된 로열티 스코어가 향후에도 지속적으로 사용될 수 있기 위해서는 개발된 모델이 시간의 흐름에 따른 안정성을 가져야만 한다. 이와 같은 안정성을 평가하는 방법으로 사용하는 지표가 모집단 안정 지수(Population Stability Index: PSI)이다. PSI에 대한 자세한 소개는 Lewis (1994) 또는 Thoma 등 (2002)를 참조하기 바란다. PSI는 개발된 모델의 시간이 지남에 따른 모델의 안정성을 평가하는 도구로서 실제 모델 개발 과정의 시간에 따른 교차 검증(Cross-time Validation)의 수단으로서, 실제 신용평가 분야에서 많이 이용되는 지표이다. PSI는 각 스코어 구간 내에서 두 모델 간 구성비의 로그 값과 두 모델 간 구성비 차이의 곱을 각 구간 대의 합으로 표현한 값이다. 이때 계산된 PSI가 1.5보다 작거나 같으면 모델의 개발 시점과

표 4.2: 고객 로열티 스코어의 PSI

로열티 스코어	'04년 12월 (A)	'05년 8월 (B)	$B - A$	B/A	$\log(B/A)$	$\log(B/A) * (B - A)$
90점 이상	0.0	0.0	0.00	1.23	0.09	0.00
80 - 90점	0.2	0.2	0.04	1.25	0.10	0.00
70 - 80점	3.1	3.4	0.32	1.10	0.04	0.01
60 - 70점	11.8	12.6	0.77	1.06	0.03	0.02
50 - 60점	14.1	14.4	0.26	1.02	0.01	0.00
40 - 50점	14.2	13.8	-0.37	0.97	-0.01	0.00
30 - 40점	14.9	14.4	-0.47	0.97	-0.01	0.01
20 - 30점	13.3	12.8	-0.47	0.96	-0.02	0.01
10 - 20점	12.7	12.9	0.20	1.02	0.01	0.00
10점 미만	15.8	15.5	-0.28	0.98	-0.01	0.00
계	100.0	100.0			PSI = 0.06	

표 4.3: 고객 로열티 스코어 별 고객 프로파일

로열티 스코어	평균 연령	입회 후 경과 개월	월평균 신용판매 이용금액	신용판매 SOW	연회비 납부 비율	3개월 이상 무실적 비율
90점 이상	40.9	150.5	2,065,929	100.0	100.0	0.0
80 - 90점	38.5	111.3	1,488,587	84.7	100.0	0.0
70 - 80점	36.4	82.8	974,949	80.0	90.6	0.0
60 - 70점	35.9	53.9	635,362	69.2	66.7	0.1
50 - 60점	37.0	46.1	409,872	50.2	53.5	1.8
40 - 50점	38.2	47.6	324,341	34.0	58.5	7.3
30 - 40점	38.9	47.0	230,443	17.4	57.3	16.2
20 - 30점	38.8	43.8	102,398	6.7	50.5	30.0
10 - 20점	38.7	55.1	14,226	1.0	33.7	85.5
10점 미만	41.1	30.1	0	0.0	0.0	100.0
계	38.4	47.1	266,418	27.0	46.4	34.2

적용 시점에서의 스코어가 비슷하여 모델이 유효함을 나타내고, $1.5 \leq \text{PSI} \leq 2.5$ 이면 모델 구성 변수의 조사가 필요하며, $\text{PSI} > 2.5$ 이면 스코어 분포의 차이가 발생해 모델의 재개발이 필요함을 나타낸다. 본 연구에서 얻어진 모델의 PSI 스코어는 표 4.2에 나타나 있다. 표 4.2는 표 3.1에서 얻어진 로열티 스코어 계산 모델을 이용하여 '04년 12월과 '05년 8월의 데이터를 통해 로열티 스코어의 안정성을 살펴본 결과이다. 그 결과, 본 연구에서 고려한 모델은 $\text{PSI} = 0.06$ 으로서 모델 개발 시점과 비교해 여전히 안정성을 보여주고 있어, 향후 지속적으로 사용해도 큰 무리가 없을 것으로 판단된다.

표 4.3은 고객 로열티에 따른, 평균 연령, 입회 후 경과 개월, 월 평균 신용판매 이용금액, 신용판매 SOW, 연회비 납부 비율, 3개월 이상 무실적 고객 비율 등의 평균 프로파일을 나타낸다. 로열티 스코어가 높을수록 입회경과 개월 수는 오래되었고, 월 평균 신용판매 금액은 높아지며, 신용판매 SOW는 높게 나타나고 있음을 알 수 있다. 반면 연령과 표에는 제시되지 않았지만 신용 리스크는 로열티 스코어와 관계가 없는 결과를 보여 준다

5. 결론 및 제언

고객 로열티는 한 회사가 지속하고 계속 수익을 창출하기 매우 중요한 요소이다. 기업은 고객 로열티를 측정하여 로열티가 높은 고객을 유지하기 위해 다양한 로열티 프로그램을 보유 실행하고 있다. 카드사 또한 고객 로열티에 의해 고객을 구분하고 고객 로열티 정도에 따라 고객을 차별적으로 관리하고 있다. 특히 카드사는 회원, 가맹점과의 지속적인 관계를 유지하고 관리를 함으로써 수익을 창출하기에 CRM이 무척 강조되는 업종이다. 본 연구에서는 A카드사에서 고객 관계 관리의 한 수단으로서 로열티 스코어를 개발하고 그에 대한 구성요소가 무엇인지를 알아보았다. 특히 본 연구에서 제안한 로열티 스코어 개발 방법은 이해하기 쉽고 활용하기 쉬운 모델을 기반으로 카드업종의 특성을 반영하도록 하고자 하였다. A카드사에서 고려한 로열티 스코어를 구성하는 요소는 카드사 가입기간, 신용카드 이용정도 (금액, 건수), 타사 대비 자사카드 이용 비율 및 연회비 납부 등이었다.

참고문헌

- 전희주, 정병철 (2007). 이동통신사의 로밍 이용 예상 고객 타겟 모델링, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, **9**, 1229-2354.
- 한상태, 이성건, 강현철, 유동균 (2002). Development of scoring model on customer attrition probability by using data mining techniques, <한국통계학회 논문집>, **9**, 271-280.
- 한상태, 강현철, 이성건, 정요천 (2004). 교차판매(Cross-Sell) 스코어링 모형 개발, <응용 통계연구>, **17**, 229-238.
- Berger, P. D. and Nasr, N. I. (1998). Customer lifetime value: Marketing models and applications, *Journal of Interactive Marketing*, **12**, 17-30.
- Kumar, V. and Shah, D. (2004). Building and sustaining profitable customer loyalty for the 21st century, *Journal of Retailing*, **80**, 317-329
- Lewis, E. M. (1994). *An Introduction to Credit Scoring*, Athena Press, California.
- Reichheld, F. F. and Teal, T. (1996). *The Loyalty Effect: The Hidden Force Behind Growth, Profits and Lasting Value*, Harvard Business School Press, Boston.
- Thoma, L. C., Edelman, D. B. and Crook, J. N. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia.

[2008년 2월 접수, 2008년 3월 채택]

A Loyalty Score Model Development in Credit Card Business

Heuiju Chun¹⁾

ABSTRACT

Customer Loyalty is very important for a company to be survived and to make profit for a long time. Especially, since the credit card company has to manage proper card members and merchants, the CRM(Customer Relationship Management) is much emphasized. A loyalty score is more essential to credit card companies which provide differential financial services based on card members and merchants than any other companies. In this paper, we discuss behavioral measures to define customer loyalty and suggest a method to make loyalty score with an example of a credit card company. The loyalty score developed is considered easy to understand and simple to apply in card industry. In the development of loyalty score, first, we define the loyal customers and non-loyal customers by measuring variables indicating loyalty. And we perform individual logistic regression by each exploratory measuring variable and obtain the weight of measure variables using Chi-square statistics which is used for model fitness. The loyalty score suggested shows very stable results in terms of PSI(Population Stability Index) as time goes.

Keywords: Customer loyalty, loyalty score, CRM, target modeling.

1) Manager, Marketing Intelligence Team, SK Telecom, Eulgiro 2-ga, Jung-gu, Seoul 100-999, Korea.
E-mail: chun9665@empal.com