

# 로열티 포인트 사용행동과 고객생애가치(Customer Lifetime Value) 분석

박대운 · 유시진<sup>†</sup>

고객전략연구센터 · 고려대학교 경영대학

## The Redemption Behavior of Loyalty Points and Customer Lifetime Value

Dae-Yun Park · Shijin Yoo

Customer Strategy Research Center · Korea University Business School

### ■ Abstract ■

The main objective of this research is to investigate whether the RFM (recency-frequency-monetary value) information of a customer's redemption behavior of loyalty points can improve the prediction of future value of the customer. The conventional measurement of customer value has been primarily based on purchase transactions behavior although a customer's future behavior can be also influenced by other interactions between the customer and the firm such as redemption of rewards in a loyalty program. We theorize why a customer's redemption behavior can influence her future purchases and thereby the customer's total value based on operant learning theory, goal gradient hypothesis, and lock-in effect. Using a dataset from a major book store in Korea spanning three years between 2008 and 2010, we analyze both purchase transactions and redemption records of over 10,000 customers. The results show that the redemption-based RFM information does improve the prediction accuracy of the customer's future purchases. Based on this result, we also propose an improved estimate of customer lifetime value (CLV) by combining purchase transactions and loyalty points redemption data. Managerial implications will be also discussed for firms managing loyalty programs to maximize the total value customers.

Keywords : Loyalty Program, Point redemption behavior, RFM, CLV

## 1. 서 론

고객이 기업과 거래하는 동안 창출할 미래 현금 흐름의 합을 현재가치로 환산한 고객생애가치(Customer Lifetime Value-이하 CLV)는 마케팅의 초점이 상품 또는 브랜드 지향에서 고객 지향으로 전환되면서 더욱 중요한 의미를 지니게 되었다[37]. CLV는 미래를 예측하여야 한다는 지표의 속성상 기술적 어려움이 존재하는 것이 사실[24]이기 때문에, 많은 연구자들이 보다 정교한 CLV 측정을 위해 다양한 방법을 제시해 왔다. 그 중 가장 보편적으로 수용되고 있는 CLV 측정법은 개인의 과거 구매이력 정보에 기반하여 기업에 기여할 미래가치를 예측하는 것으로, 이는 미래의 소비행동이 과거의 소비습관과 유사할 것이라는 전제를 내포한다. 그런데, 최근의 연구들은 미래의 소비행동이라는 것이 소비습관뿐 아니라 기업의 마케팅 활동이나 타인과의 상호작용과 같은 외부 요인에도 영향을 받을 수 있음을 제기하고, 과거의 구매행동 정보와 더불어 미래 소비행동에 영향을 줄 수 있는 또 다른 의미 있는 정보를 통합할 때 보다 정확한 CLV 측정이 가능할 것이라고 주장하고 있다. 가령, Blattberg, Malthouse, and Neslin[14]는 교차구매 권유나 다양한 채널제공이 미래의 고객가치에 긍정적인 영향을 준다고 설명하고, 광고, 프로모션, 가격할인, 로열티 프로그램 등 다양한 마케팅 활동과 고객의 미래가치 간 관계를 심도 있게 연구할 필요가 있다고 제안하고 있다. 또한, Lee, Lee, and Feick[33]는 실증적으로 CLV 측정모형에 구전효과를 통합하는 시도를 하기도 하였다. 이러한 관점에서 본 연구는 미래의 구매에 영향을 줄 수 있는 변수로서 로열티 프로그램(Loyalty Program, 이하 LP)을 고려하고자 한다. LP는 해당 프로그램에 가입한 고객의 반복적인 구매에 대하여 보상함으로써 고객의 충성도와 수익성을 증진시키는 것을 목표로 하는 장기적인 마케팅 프로그램([25, 36, 43] 등)으로서, 고객의 반복적인 구매에 대한 대가로 기업이 일정 금액의 로열티 포인트(이하 포인

트)를 고객에게 제공하고, 고객은 적립한 포인트로 자신이 원하는 제품이나 서비스를 구입하는 형태가 일반적이다. 다양한 마케팅 활동 가운데 LP에 초점을 두는 것은, 이것의 근원적 목표가 CLV 증진에 있는 가장 대표적인 관계마케팅 프로그램이기 때문이다[23]. LP가 소비자의 미래 소비행동에 영향을 줄 수 있는 이론적인 심리적/행동적 기제는 고착효과(lock-in effect), 포인트 압박효과(point pressure effect), 그리고 조작적 학습효과(operant learning effect)로 설명할 수 있다. 여기서, 고착효과는 소비자가 타 브랜드로 전환했을 때 초래되는 비용, 즉 전환비용(switching costs)을 높게 인식할수록 현재의 거래를 지속하려는 동기가 유발되는 것으로[15], LP에 참여하는 소비자가 포인트를 자산으로 인식할수록 이것이 심리적, 경제적 전환비용을 가중시키고, 행동적으로는 기존에 거래해 온 특정 브랜드와의 거래를 더욱 촉진하는 현상을 설명한다[42]. 포인트 압박효과는 포인트를 적립하고 있는 동안 포인트를 사용하여 보상물을 획득해야한다는 심리적 압박이 구매빈도 혹은 구매량을 촉진하는 원인이 된다는 것으로[41], 특히 보상물을 획득할 수 있는 시점이 가까워질수록 구매가 촉진되는 독특한 소비자 행동을 반영한다[28]. 마지막으로, 조작적 학습효과는 긍정적 경험이 소비자의 이후 소비행동을 수정하는 효과가 있음을 일컫는데, LP를 통해 보상물을 획득하는 긍정적 경험을 한 소비자들의 경우, 경험한 보상물과 동일한 수준 혹은 그 이상의 가치를 얻고자 소비행동을 변화시키는 이유를 설명해 준다[22]. 이러한 소비행동론적 관점의 이론들에 비추어 볼 때, LP가 ‘보상’이라는 핵심원리에 기반하여 CLV에 영향을 주는 요인일 가능성은 매우 높아 보인다.

LP를 이용하는 소비자로부터 포착할 수 있는 정보에는 제품 및 서비스를 구입하는 구매행동(transaction), 보상을 받기 위해 포인트를 적립하는 포인트 적립행동(point accumulation), 적립한 포인트를 자신이 원하는 제품이나 서비스로 보상 받는 포인트 사용행동(point redemption), 그리고 자신이

참여하는 LP에 대한 견해를 주변 사람들에게 전달하거나 참여를 권유하는 구전행동(word of mouth) 등이 있다. 그 가운데 포인트 사용행동은 LP에 참여하는 소비자의 CLV를 설명하는 변수로 주목할 만하다. 이론적 관점에서 포인트 사용행동은 포인트 적립행동에 비하여 좀 더 미래의 소비자 구매행동과 연관되어 있을 것으로 추정되기 때문이다. Taylor and Neslin[41]은 이를 ‘보상 받으려는 행동(rewarded behavior)’이라고 정의하고, LP의 장기적 효과는 이로부터 발생한다고 하였다. 포인트 사용행동을 고려하는 또 다른 주요 이유는 포인트 사용행동이 이질성을 갖는다는데 있다. 포인트 사용행동은 포인트를 사용할 것인가, 말 것인가, 그리고 사용한다면 언제, 얼마만큼 사용할 것인가 등에 대한 개인의 의사결정을 요하므로, 소비자 간 이질성을 내포하는 독립적인 속성을 갖는다. 반면, 포인트 적립행동은 제품이나 서비스 구매량에 비례하는 것이 일반적이기 때문에 구매행동과 분리된 독립성을 갖기가 어렵다. 이에 본 연구에서는 LP에 의한 미래 구매행동 변화를 포인트 사용행동 정보를 이용하여 설명하고자 한다. 포인트 사용행동 특성 자체를 측정하여 연구에 활용한 사례는 많지 않은데, Lewis[34]는 포인트 사용행동을 ‘보상물 획득 유무’로 정의하여 기존고객의 관계유지(retention) 효과를 살펴본 바 있고, 김지윤, 이장혁, 김상용[2]은 포인트를 적립하는데 들인 노력 수준이 포인트 소진(사용) 속도와 포인트 사용금액에 어떻게 영향을 주는지 고찰한 바 있다. 이러한 선행연구들과 달리 본 연구에서는 포인트 사용행동 특성을 ‘포인트 사용 최근성(Redemption-Recency : R)’, ‘포인트 사용 빈도(Redemption-Frequency : F)’, 그리고 ‘포인트 사용금액(Redemption-Monetary value : M)’의 3개 차원으로 정의하고, 각각이 고객의 미래 소비행동에 어떠한 영향을 주는지 고찰하고자 한다. 포인트 사용행동의 RFM 특성은 실제 소비자의 포인트 사용행동 의사결정 방식을 반영할 뿐 아니라, 선행연구들에서 사용한 포인트 사용행동 정보 보다 좀 더 다양한 차원에서 소비자의 포인트 사용행동

을 관찰할 수 있다는데 차별화된 의미가 있다고 하겠다.

본 연구의 목적은 크게 두 가지이다. 첫 째, 포인트 사용행동의 RFM 특성이 미래의 소비행동 변화를 설명하는 요인인가를 고찰하는 것이다. 만일, 이것이 입증된다면 포인트 사용행동의 RFM 정보를 CLV 측정 모형에 통합하는 것은 타당할 것이다. 두 번째로 전통적인 CLV 측정 모형에 포인트 사용행동의 RFM 특성을 통합한, 보다 발전적인 CLV 측정 모형을 제시하는 것이다. 기존의 CLV 측정 모형 보다 본 연구에서 제시한 조정 모형의 예측력이 더 우수한 것으로 검증된다면, LP와 같은 마케팅 프로그램과 소비자 간 상호작용 정보를 CLV 예측에 통합할 필요성이 있음을 지지하는 이론적 기여는 물론, LP를 운영하는 기업에 적합한 CLV 측정 모형을 제시한다는 점에서 실무적 의의가 있을 것이다. 실증분석은 국내 모 대형서점의 LP 회원들로부터 추출한 표본의 구매 및 포인트 사용이력 데이터를 사용하였다. 연구의 결과는 포인트 사용의 RFM 정보가 CLV 측정 모형에 반영되는 추정치인 ‘기대 구매빈도’와 ‘기대 구매금액’을 설명하는 요인임을 보여주고 있다. 특히, 포인트 사용빈도(F)가 작을수록, 또는 한 번에 사용하는 포인트 금액(M)이 클수록 미래의 소비행동이 촉진되는 것으로 나타났다. 또한, 기존의 CLV 측정 모형을 사용할 때 보다 포인트 사용의 RFM 정보를 통합하는 방식의 제안 모형이 더 우수한 예측성결과 나타나, LP와 같은 기업 마케팅 활동 정보를 CLV 측정에 반영할 필요성이 있음을 실증적으로 확인할 수 있었다. 이후의 논문 전개는 다음과 같다. 우선 제 2장에서는 본 연구의 배경으로서 전통적인 CLV 측정모형의 한계점을 지적하고, LP의 포인트 사용행동이 CLV를 설명하는 변수가 될 수 있는 이론적 근거를 설명하였다. 제 3장에서는 연구에 사용된 자료와 연구방법론을 단계적으로 설명하고, 제 4장에서는 실증분석 결과를 기술하였다. 마지막으로 제 5장에서는 결론으로서 연구의 공헌점과 한계점, 그리고 향후 연구 과제를 논하였다.

## 2. 문헌 연구

### 2.1 CLV의 측정과 예측오차

많은 연구자들이 사용하고 있는 CLV 측정법 중 하나는 고객의 과거 구매이력 정보 중 최근에 거래한 시점을 의미하는 ‘최근성(recency)’과 얼마나 자주 구매했는가를 반영하는 ‘과거의 구매빈도(frequency)’ 정보를 이용하여 ‘미래의 구매빈도(future frequency)’를 예측하고, 어느 정도의 양을 구매했는가를 반영하는 ‘과거의 평균적인 구매금액(monetary value)’ 정보를 이용하여 ‘미래의 구매금액(future monetary value)’을 예측한 다음, 이 두 개의 정보를 사용하여 CLV를 측정하는 방식이다[24, 44]. 이를 식 (1)과 같이 정리해 보면, 고객(i)의 t시점 CLV는 추정된 기대 구매빈도(EF)와 1회 평균 기대 구매금액(EMV), 공헌수익률(CM)의 곱에서 고정비용(FC)을 차감한 다음, 여기에 현재가치로 환산하는 할인율을 적용하는 식으로 나타낼 수 있다. 이때, 기대 구매빈도와 기대 구매금액은 확률모형으로 예측할 수 있는데, Schmittlein, Morrison, and Colombo[39]가 제안한 Pareto/Negative Binomial Distribution (Pareto/NBD) 모형과 Fader, Hardie, and Lee[20]의 Beta-Geometric/Negative Binomial Distribution (BG/NBD) 모형, 그리고, Fader, Hardie, and Shang[21]의 Beta-Geometric/Beta-Bernoulli(BG/BB) 모형이 대표적이다. Pareto/NBD 모형의 경우, 고객이탈확률은 지수분포, 생존기간 동안의 구매빈도는 포아송 분포, 그리고 이탈과 재구매에 대한 고객 간 차이는 두 개의 독립적인 감마분포로 가정하는 Pareto(gamma-exponential mixture) 모형을 사용하여 고객의 이탈 프로세스를 분석하고, 재구매 프로세스는 NBD(gamma-poisson mixture) 모형을 이용하는 것이 특징이나, 추정이 복잡한 단점이 있다. 반면, BG/NBD 모형은 개별 고객의 이탈 확률은 기하분포, 고객 간 이탈의 이질성은 베타분포를 따른다고 가정하는 BG(Beta-Geometric mix) 모형을 사용하여 이탈프로세스를 추정한다. 이 모

형은 생존기간 동안 개별 고객의 구매빈도는 포아송 분포, 고객 간 재구매 차이는 감마분포를 가정하는 것이 특징이며, Pareto/NBD 모형에 비해 추정이 쉬운 장점이 있다. 마지막으로 BG/BB 모형은 BB(Beta-Bernoulli) 모형을 사용하여 재구매 프로세스를 예측하는데, 잡지 구독이나 정기적인 기부금 납부와 같이 구매 발생 시점이 이산적인 상황에 적합한 특성을 갖고 있다. 한편, 기대 구매금액을 예측하는 확률모형에는 Schmittlein and Peterson[38]의 Normal/Normal 모형과 Colombo and Jiang[17]의 Gamma/Gamma 모형을 많이 이용한다. Normal/Normal 모형에서는 구매자의 구매건 간 구매금액 차이와 고객 간 평균 구매금액 차이를 정규분포로 가정한다. 반면, Gamma/Gamma 모형은 Normal/Normal 모형에서의 왜곡 문제를 조정하기 위해 제안된 것으로, 구매자의 구매건 간 구매금액 차이와 고객 간 평균 구매금액 차이 모두 감마분포로 가정하는 것이 특징이다. 기존의 CLV 모형에 관한 상세한 이론적 고찰은 이미 송태호, 김상용, 이장혁[4], 정현수, 박성호[6], Kumar and George[29] 등의 연구에 잘 설명되어 있다.

$$CLV_{it} = \sum_{j=t}^{\infty} (1+d)^{-(j-t)} [EF_{it}EMV_{it}CM_{it} - FC_{it}] \quad (1)$$

여기서,

$CLV_{it}$  : 고객 i에 대한 t시점의 총 생애가치

$d$  : 할인율

$EF$  : 기대 구매빈도

$EMV$ : 1회 평균 기대 구매금액

$CM$  : 공헌수익률

$FC$  : 고정비용

그런데, 기존의 CLV 측정법을 이용하여 예측한 기대 구매빈도와 기대 구매금액을 해당기간의 실제 값과 비교해 보면, 어떤 사람은 추정된 구매건수보다 더 많이 구매하기도 하고, 어떤 사람은 추정된 구매량보다 덜 구매하는 예측오차가 나타난다. <표 1>은 본 연구의 실증분석에 사용된 개인별 거

래 자료에 BG/NBD 모형을 적용하여 추정한 기대 구매빈도( $E(x)$ )와 예측기간 동안의 실제 구매빈도( $x$ ) 간 차이와 Normal/Normal 모형을 이용하여 추정된 기대 구매금액( $E(m)$ )과 예측기간 동안 실제 발생한 구매금액( $m$ ) 간 차이를 보여주고 있다. 예컨대, ID가 3인 소비자는 기대 구매빈도가 1.41회, 실제 구매빈도는 4회로 과소추정 된 반면, ID가 6인 소비자는 기대 구매금액은 \$32.17이고, 실제 구매금액은 \$22.57로 과다추정 된 경우이다. 이러한 현상은 관련 모형을 이용한 연구들에서도 유사하게 관찰된다(예 : [16, 20]). 미래의 소비행동을 정확히 예측한다는 것은 사실상 불가능한 일이다. 그러나, CLV 추정의 중요성을 감안할 때 이러한 오차가 발생하는 원인을 규명하고, 이를 최소화하는 방안을 꾸준히 모색하는 것은 연구자에게 있어 의미 있는 일임에 분명하다.

본 연구는 이러한 문제인식 속에서 ‘마케팅 프로그램의 역할’에 의한 미래 구매행동 변화를 고려하고자 한다. 전통적인 CLV 추정법은 고객의 과거 구매이력에 의존하여 미래의 구매행동을 예측하는 형태로, 앞서 설명한 바와 같이 고객의 과거 구매이력 정보, 예컨대 구매의 최근성, 구매빈도, 구매금액과 같은 구매이력에 대한 RFM 정보만을 활용한다. 그러나, 소비자들은 지금까지 구매해 왔던 행동방식을 유지하기도 하지만, 기업의 마케팅 노력(예 : 광고, 프로모션, LP 등)에 자극을 받아 더 구매를 촉진하기도 하고, 타인과의 상호작용(예 : 구전)에 영향을 받아 구매를 늘리거나 줄이기도 하는

등 미래의 소비는 지금까지의 습관적 구매행동 외에 다양한 요인에 영향을 받을 수 있다. 그러므로, 보다 정교한 CLV를 측정하기 위해서는 과거에 행해왔던 습관적 거래행동 정보는 물론, 기업의 마케팅 노력에 대한 소비자 반응이 반영될 필요가 있다. 이미 CLV 측정법과 관련하여 일부 연구자들은 과거 거래이력에만 의존하는 전통적인 방식의 문제점을 지적하고 있다. 대표적으로 Blattberg, Malthouse, and Neslin[14]은 지금까지 연구된 CLV 관련 실증연구들을 정리한 결과, 기업의 마케팅 노력이나 교차구매, 그리고 다채널 전략이 미래의 CLV에 영향을 준다고 일반화하고, 이외에도 프로모션이나 가격할인, LP의 보상, 그리고 고객과의 접촉량이 고객의 미래가치와 관계가 있는지에 대한 연구가 필요하다고 제안하고 있다. 같은 관점에서 Kumar 등[32]은 고객의 기여가치가 제품이나 서비스 구매를 통해서도 발생하지만, 고객이 타인의 구매에 영향을 주어 기업의 신규고객 획득이나 다른 기존고객의 구매량 증대에 일조하거나, 기업과의 소통을 통해 제품이나 서비스의 개선에 도움을 주는 방식으로 기업에 기여할 수도 있기 때문에, 이와 같은 다양한 형태의 기업과 고객 간 상호작용 혹은 고객과 고객 간 상호작용이 CLV에 반영되어야 한다고 지적하고 있다. 실증적으로는 Lee, Lee, and Feick[33]이 CLV 측정에 구전효과를 반영한 바 있다. LP와 CLV간 개연성에 관해서 Lewis[34]는 LP를 통해 보상 받는 것은 미래의 구매행동에 영향을 주기 때문에 단순한 기법으로 LP

〈표 1〉 기대 구매빈도와 기대 구매금액에 대한 예측오차의 예시

ID	$x$	$E(x)$	예측오차	$m$	$E(m)$	예측오차
1	2	2.03	-0.03	19.35	22.13	-2.78
2	5	3.88	1.12	30.57	25.21	5.36
3	4	1.41	2.59	8.22	20.65	-12.43
4	2	4.62	-2.62	23.13	17.05	6.08
5	2	2.14	-0.14	12.39	37.51	-25.12
6	2	2.34	0.34	22.57	32.17	-9.60
7	3	2.61	0.39	15.22	13.92	1.30

주)  $E(x)$  : BG/NBD 모형으로 추정한 기대 구매빈도,  $E(m)$  : Normal/Normal 모형으로 추정된 기대 구매금액 (단위 : USD달러).

의 효과를 측정하기 어렵다고 주장한 바 있으며, Berger 등[11]은 LP가 소비자의 구매행동에 변화를 줌으로써 궁극적으로 CLV 측정에 영향을 주므로, LP와 같은 마케팅 프로그램과 고객의 구매행동을 동시에 고려한 보다 정교한 분석방법이 요구된다고 주장하고 있다.

## 2. LP와 미래 소비행동 간 관계에 관한 이론적 고찰

Sharp and Sharp[40]는 LP의 목적이 기업에 대한 고객의 기여를 보상함으로써 고객의 충성도를 강화하는데 있다고 보고, LP의 효과는 참여 브랜드에 대한 충성도 증가와 경쟁 브랜드로의 전환 감소, 그리고 참여 브랜드에 대한 지갑점유율이나 재구매율, 구매빈도 등이 증가하는 식으로 고객의 행동변화를 수반해야 한다고 주장하고 있다. LP를 통해 소비자의 충성도가 향상되는 원리의 핵심은 ‘보상’에 있다. 기업은 LP에 참여하는 소비자들에게 구매의 대가로 보상을 하며, 소비자들은 자신이 원하는 ‘보상물’을 획득하기 위해 해당 브랜드를 이용하면서 금전적 가치가 있는 포인트를 ‘적립’하고, 적립한 포인트를 ‘사용’하여 원하는 보상물을 획득한다. 이러한 ‘구매 → 포인트 적립 → 포인트 사용 → 보상물 획득’의 프로세스가 반복되면서 소비자의 긍정적 경험은 증가하고 이것이 기업에 대한 태도적, 행동적 충성도를 강화하게 된다[13]. 이론적으로는 포인트 기반의 LP가 미래 구매행동에 영향을 미치는 기제는 크게 고착효과, 포인트 압박효과, 그리고 조작적 학습효과로 정리할 수 있다.

### 2.1 고착효과

소비자들은 자신이 기존에 거래하던 제품이나 서비스의 공급자를 다른 곳으로 바꾸고자 할 때, 새로운 공급자로 부터 얻게 될 이익과 기존의 거래처를 포기함으로써 감수해야 할 비용을 비교하게 되는데, 이처럼 기존에 거래하던 공급자를 다른 곳으로 전환할 때 발생하는 시간이나, 노력, 금전적/심

리적 비용 일체를 전환비용이라 한다[15]. 소비자가 전환비용을 높게 인식하면 현재의 거래를 지속하려는 고착효과가 유발되기 때문에, 전환비용은 재구매와 고객유지에 중요한 영향요인이 된다[8]. LP를 통해 포인트를 적립하고 사용하는 과정에서 유발될 수 있는 전환비용은 1) 특정 브랜드와의 거래를 지속함으로써 얻게 된 혜택을 포기하여 생기는 연속성 관련 비용(continuity costs), 2) 새로운 서비스나 기술을 배우고 사용하는데 소요되는 시간과 노력과 같은 학습비용(learning costs), 그리고 3) 브랜드와의 관계 형성에 투자된 시간과 노력이 무의미해지면서 비롯되는 심리적인 매몰비용(sunk costs)으로 구분할 수 있다[29]. 예컨대, 보상물을 획득하기 위해 꾸준히 모아온 포인트를 포기해야 하는 것은 연속성 관련 비용이며, 프로그램에 익숙해지고 정책을 익히는데 들인 노력과 시간은 학습비용, 혜택을 얻고자 열심히 포인트를 모았으나 결국 사용하지 못한 채 포기하는 데서 비롯되는 심리적 상실감이나, 이제 더 이상 해당 프로그램의 소속이 아닌데서 비롯되는 소속감 상실은 심리적인 매몰비용을 유발할 수 있다. 이밖에 포인트 사용을 통해 자신이 경제적 소비를 하고 있다는 자부심이나 해당 브랜드에 대한 감정적 몰입과 애착이 매몰비용에 의한 고착효과를 부추기는 것으로 알려져 있다[45]. 요약컨대, 많은 연구자들이 LP를 통해 고객과의 관계유지 및 미래의 고객가치 증진이 가능한 기제로서 소비자의 전환비용 가중을 강조한 것처럼([18, 40] 등), 전환비용은 LP를 통한 미래의 소비행동 변화요인이 될 수 있다.

### 2.2 포인트 압박효과

포인트 관점에서 미래 소비행동이 변화하는 요인을 설명해 주는 포인트 압박효과는 보상물이 구매누적액에 기반할 때 보상물을 획득할 수 있는 포인트에 대한 압박을 받아 구매빈도와 구매량을 증가시키게 된다는 것으로, 소비자가 목표로 하는 보상물을 획득하는 과정에서 발생하게 된다[41]. 즉, 보상물을 얻을 수 있는 포인트가 소비자의 계정 속에

존재하는 한 소비자는 압박을 받게 되고 보상을 얻기 위해 구매빈도나 구매량을 증가시키게 되는 것이다. 포인트 압박효과는 목표에 가까워질수록 더 많은 노력을 기울이는 사람들의 속성을 설명하는 목표 기울기 가설(goal-gradient hypothesis)에 기반하여 본인이 목표로 하는 보상의 획득시점이 가까워질수록 구매주기가 짧아지는 구매주기 촉진 현상을 반영한다[28]. 관련 연구들은 어떠한 조건에서 사람들이 목표를 좀 더 가깝게 느끼는가에 초점을 두고 있는데, 예컨대 동기부여가 가능한 적정수준의 목표 임계치(threshold)가 있을 때, 보상 획득에 필요한 포인트를 계산하기 쉬운 용이성 등으로 목표 임계치까지의 거리 추론이 용이할 때, 혹은 목표 획득에 필요한 노력 수준에 대한 정보가 제공될 때 포인트 압박 효과가 증가하는 것으로 알려져 있다[9, 30]. 그러므로, 소비자를 장기간 관찰하게 되면 포인트 적립과 포인트 사용이 반복되는 가운데, 보상을 획득하고자 하는 소위 '포인트 압박'이 미래의 구매빈도와 구매량을 촉진하는 이유로 작용할 수 있을 것이다.

### 2.3 조작적 학습효과

조작적 학습이론(the theory of operant learning)은 보상을 경험한 결과가 이후의 행동을 수정한다는 것으로, LP를 통해 적립한 포인트를 보상으로 사용하는 일련의 프로세스를 경험하면서 적립-보상에 대한 학습이 이루어진 소비자 집단은 그렇지 않은 소비자 집단에 비해 이후의 지출 수준이 증가하는 것으로 나타난 바 있다[22]. 조작적 학습 효과에 따르면 포인트가 일종의 간접적인 보상이 되어 이후의 지출 수준을 증가시키는 '긍정적 강화물(positive reinforcement)'의 역할을 하게 된다. Drèze and Nunes[19]의 연구는 성공적으로 자신이 원하는 형태의 보상을 획득한 소비자가 향후에도 유사 수준의 보상을 얻기 위해 노력하게 됨을 보여주고 있어 조작적 학습효과를 시사하고 있다. 그러므로, 소비자들이 포인트로 보상을 획득하는 긍정적 경험과 프로세스에 대한 학습은 이후

소비자의 지출규모나 구매빈도를 증가시키고, 궁극적으로 이러한 과정이 반복되는 가운데 소비자의 미래 가치 또한 증가하게 될 것이다. 한편, 조작적 학습이론에서는 오랫동안 자극이 반복되지 않으면 강화가 일어나지 않아 구매할 확률이 줄어드는 망각(forgetting)과, 자극과 강화의 관계가 중단되어 더 이상 거래관계가 발생하지 않는 소멸(extinction) 현상을 설명하기도 하는데, 포인트를 적립하더라도 이를 사용하지 않아 긍정적 강화가 일어나지 않는다면, 반복적으로 강화 단계를 거치는 소비자에 비해 향후 거래할 확률이 줄어들거나 중지되는 현상을 설명해 준다. 이러한 기존 연구들로 미루어 볼 때, LP를 통한 보상 획득과정은 소비자의 미래 구매행동에 영향을 줄 수 있으며, 여기에 포인트 사용행동이 관여할 것이다.

## 3. 연구 방법

### 3.1 연구모형

본 연구의 목적은 LP에 가입한 소비자들의 포인트 사용행동 특성이 구매이력에 기반하여 예측한 CLV 측정 핵심변수인 기대 구매빈도 및 기대 구매금액과 실제 구매빈도 및 실제 구매금액 간 차이(즉, 예측오차)를 설명할 수 있는가를 확인함으로써, 포인트 사용행동 특성과 소비자의 미래 구매행동 간의 관계를 밝히고, CLV 추정의 주 구성요소인 기대 구매빈도 및 기대 구매금액 예측치에 포인트 사용행동 특성 정보를 반영했을 때 더 예측력이 우수한 CLV 추정이 가능한지를 살펴보는 데 있다. 이때, 포인트 사용행동 특성은 '포인트 사용 최근성(Redemption-Recency : R)', '포인트 사용빈도(Redemption-Frequency : F)', 그리고 '포인트 사용금액(Redemption-Monetary value : M)'의 3개 차원을 사용하며, 분석대상 기간은 분석 단계별로 요구되는 구현기간과 예측기간 등의 필요성을 고려하여 Period 1, Period 2, Period 3의 세 구간으로 구분하고, 연구자에게 Period 1부터 2까지의 소비자

구매이력 및 포인트 사용정보가 있고, Period 3을 예측해야 하는 상황으로 가정한다. 분석단계는 다음과 같다.

### 3.1.1 우수 예측모형의 선정

Period 1의 구매빈도와 평균 구매금액( $P1(x, m)$ )을 이용하여 Period 2에 대한 개인별 구매빈도와 평균 구매금액( $P2(E(x), E(m))$ )을 추정하는데 적합한 모형을 선정하는 단계로, 기대 구매빈도 추정에는 Pareto/NBD와 BG/NBD, BG/BB 모형을, 기대 구매금액 추정에는 Normal/Normal과 Gamma/Gamma 모형을 이용하여 Period 2의 실제값( $P2(x, m)$ )과 예측값을 비교하여 예측성도가 가장 좋은 모형을 선택함으로써 자료에 적합한 예측모형을 결정한다.

### 3.1.2 개인별 예측오차 도출

3.1.1에서 선택된 모형을 이용하여 Period 2에 대한 예측값( $P2(E(x), E(m))$ )을 구하고, Period 2의 실제값( $P2(x, m)$ )과의 차이를 계산하여 Period 2의 개인별 예측오차( $P2(Error(x), Error(m))$ )를 도출한다(식 (2) 참조).

$$P2(Error(x), Error(m)) = P2(x, m) - P2(E(x), E(m)) \quad (2)$$

### 3.1.3 포인트 사용행동의 RFM 특성이 예측오차에 미치는 영향 분석

Period 2의 예측오차와 Period 1의 포인트 사용 RFM 특성( $P1(RDP_R, RDP_F, RDP_M)$ )간 관계를 분석하는 단계이다. 이 단계에서는 기대한 미래 구매행동과 실제 구매행동 간의 차이 정보인 개인별 예측오차 값을 종속변수로 하고, 과거의 포인트 사용행동 정보인 Period 1에서 관찰된 포인트 사용행동의 RFM 특성이 개인별 예측오차를 어떻게 설명하는지 회귀분석으로 살펴본다(식 (3) 참조). 만일 전 기(Period 1)의 포인트 사용행동 특성이 다음 기(Period 2)의 구매빈도 및 구매금액에 대한 개인별 예측오차에 유의미한 영향을 주는 것으로 확인된다면, 포인트 사용행동 특성( $RDP_R, RDP_F, RDP_M$ )은 미래

의 소비행동 변화를 설명하는 변수가 되므로, CLV 추정 모형에 통합할 필요가 있을 것이다.

$$P2(Error(x), Error(m)) = \hat{\beta}_{k0} + \hat{\beta}_{k1}(RDP_R) + \hat{\beta}_{k2}(RDP_F) + \hat{\beta}_{k3}(RDP_M) + \hat{\gamma}_{k0}(Control\ Variables) + \varepsilon_{ki}$$

단,  $Error(x)$ 일 때  $k=1$ ,  $Error(m)$ 일 때  $k=2$  (3)

### 3.1.4 포인트 사용행동의 RFM 특성 정보를 통합한 제안모형의 성과 평가

포인트 사용행동의 RFM 특성 정보를 통합한 제안 모형은 식 (4)와 같이, 예측기간인 Period 3의 전기인 Period 2의 실제 거래이력( $P2|x, m$ )에 3.1.2 단계에서 회귀분석을 통해 확보한 포인트 사용행동 및 통제변수의 계수값( $\beta, \gamma$ )을 결합한다. 이는 포인트 사용행동이 장기적으로 미래의 구매행동에 영향을 미치고, Period 1에 보여 준 개인별 포인트 RFM 사용방식의 차이가 Period 2에도 유사할 것이라는 가정이 반영된 것으로, 당 기(Period 2)의 구매행동 정보에 전 기(Period 1)의 포인트 사용행동 정보를 통합하여 미래(Period 3)의 CLV를 측정하는 방식이라 하겠다. 그 다음, 제안모형의 성과를 평가하기 위해, 1단계와 같은 방식으로  $P2(x, m)$ 을 이용하여 Period 3에 대한 기준모형을 이용한 예측값( $P3(E(x), E(m))$ )을 산출한다. 이렇게 본 연구에서 제안하는 조정된 예측값( $P3(adj.E(x), adj.E(m))$ )과 기준모형을 통해 추정된 예측값( $P3(E(x), E(m))$ )을 확보한 다음, 예측기간의 실제값( $P3|x, m$ )과 비교함으로써 제안모형의 타당성을 검증하고, 실무적 적용 가능성을 논의한다. 본 연구에서는 기준모형과 제안모형의 예측성도를 실제 발생한 고객의 가치와 비교하기 위해 특정기간(Period 3)으로 고객생애기간을 한정하지만, 실질적인 개인별 CLV 측정 시에는 식 (1)과 같이, 고객생애기간을 무한대 또는, 고객이 기업과 거래 가능한 평균적인 최대의 미래 시점(예 : 70세, 80세 등)으로 정의하여 측정하게 된다.



$P3(adj.E(x), adj.E(m))$

$$= (P2|x, m) + \hat{\beta}_{k0} + \hat{\beta}_{k1}(RDP_R) + \hat{\beta}_{k2}(RDP_F) + \hat{\beta}_{k1}(RDP_M) + \hat{\gamma}_{k0}(Control\ Variables)$$

단,  $Error(x)$ 일 때  $k=1$ ,  $Error(m)$ 일 때  $k=2$  (4)

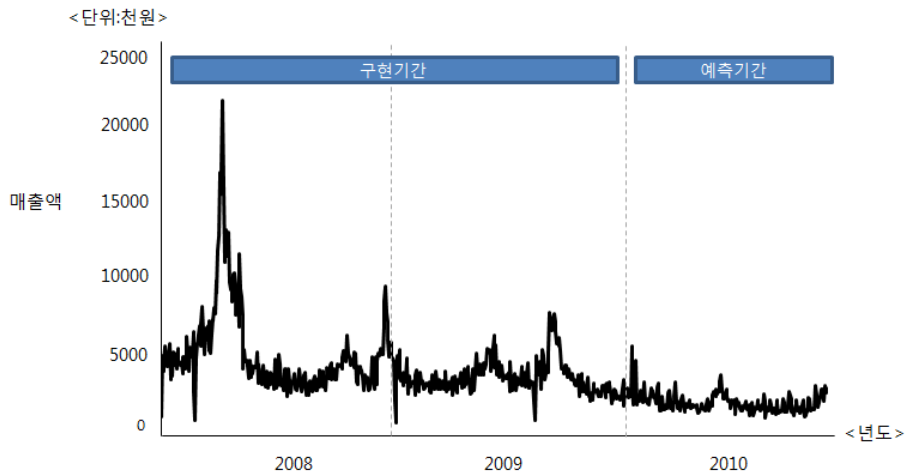
### 3.1.5 제안모형으로 도출한 기대 구매빈도와 기대 구매금액의 실무적 활용

마지막으로, 전통적인 모형으로 측정된 기대 구매빈도, 기대 구매금액 추정치와 제안된 모형으로 측정된 추정치를 활용한 고객 세분화를 통해 집단별 차이를 살펴봄으로써 포인트 사용행동이 반영되었을 때 어떻게 고객 세분화가 달라지는지를 살펴보고 실무적 시사점을 논의하도록 한다.

## 3.2 연구자료

실증분석은 온오프라인 매장을 전국적으로 운영하는 국내 모 대형서점의 LP 가입 회원들을 대상으로 하였다. 국내 대형서점들은 전형적인 멤버십 포인트 카드 기반의 LP를 운영하고 있기 때문에, 연구의 과정과 결과는 비계약 기반의 여타 소매업종에 적용 가능한 이점을 가지고 있다. 또한, 본 연구에서 실증 분석한 기업의 LP는 분석에 사용한

관찰기간 동안 포인트 10점부터 현금처럼 자유롭게 사용할 수 있는 정책(포인트 1점당 1원으로 환산, 구매금액의 3~10%를 포인트로 적립)을 운영하고 있었기 때문에 포인트 사용액수와 사용빈도의 분산이 크게 나타나는 특성을 갖고 있어(<표 3> 참조) 포인트 사용행동의 이질성을 포착하는데 용이한 장점이 있다. 자료 수집은 Fader, Hardie, and Lee [20]의 방식을 따라 2008년 1분기에 1회 이상 구매한 소비자 가운데, 10,616명을 무작위 추출하여 2008년부터 2009년까지의 거래 및 포인트 사용이력과 2010년의 거래이력을 분석에 사용하였다. 본 연구에서는 의사결정자에게 확보된 소비자의 거래이력 자료가 2008년부터 2009년까지이고, 2010년의 CLV를 예측해야 하는 상황으로 가정하여, 2008년(Period 1)부터 2009년(Period 2)은 구현기간(calibration period)으로, 2010년(Period 3)은 예측기간(prediction period)으로 정의하였다. 이처럼 1년 단위로 기간을 구분한 것은 대표 명절인 설과 추석날 당일의 매출 급감현상이나, 신학기 매출증대 현상과 같은 서점의 계절성 요인이 구현 및 예측기간에 동일하게 반영되도록 하기 위함이다([그림 1] 참조). 모형 선정에 사용한 프로그램은 MATLAB R2010 버전이며, 그 외 분석에는 PASW Statistics 18버전과 Eviews 4버전을 사용하였다.



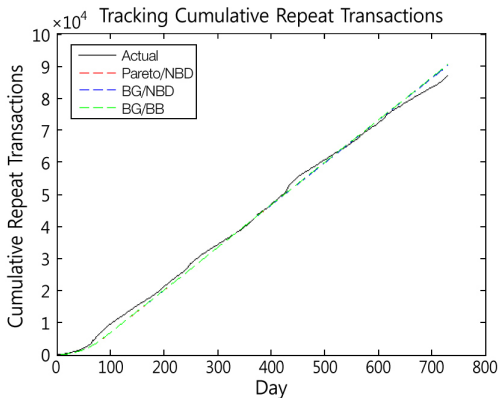
[그림 1] 일별 매출 총액의 시계열 추세 현황(2008~2010)

## 4. 실증분석 결과

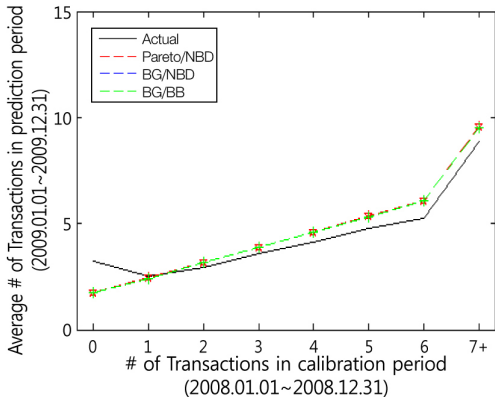
### 4.1 연구모형

#### 4.1.1 기대 구매빈도 및 기대 구매금액에 대한 우수 예측모형의 선정

실증분석 대상 자료에 적합한 예측모형을 선정하기 위해, 2008년 한 해 동안의 개인별 거래이력 정보를 이용하여 구매빈도에 대해서는 Pareto/NBD, BG/NBD, BG/BB 모형을, 구매금액에 대해서는 Normal/Normal과 Gamma/Gamma 모형을 구현하고, 각 모형의 예측성능을 2009년에 대하여 살펴보았다. 우선, [그림 2]는 시계열로 살펴 본 누적 구매빈도에 대한 실제값과 Pareto/NBD, BG/NBD, 그리고 BG/



[그림 2] 반복구매 누적횟수에 대한 실제값과 모형별 추정값의 시계열 추세



[그림 3] 구현기간의 누적 반복구매 건수의 추적

BB 모형으로 추정된 기대 구매빈도 예측값 간의 차이를 보여주고 있는데, 그림을 통해 알 수 있듯이 실제값(Actual)과 예측값(Pareto/NBD, BG/NBD, BG/BB)을 비교해 보면, 비교적 정확하게 누적 구매빈도가 예측되고 있으나, 완전히 일치하지는 않음을 시각적으로 확인할 수 있다. 그리고, 구현기간 동안의 구매빈도를 0회부터 7회 이상까지 8개 구간으로 나누고, 각 구간별로 예측기간 동안의 평균적인 실제 및 기대 누적 구매빈도를 결합한 [그림 3]을 통해서도 예측치의 과잉(과소)추정 구간이 있음을 확인할 수 있다.

<표 2>는 추정모형의 성과를 평가한 통계량으로, 본 실증자료의 경우에는 구매빈도에 대해서는 Pareto/NBD 모형과 BG/BB 모형보다는 BG/NBD 모형의 예측기간의 성과가 조금 더 우수하고, 구매금액에 대해서는 Gamma/Gamma 모형보다는 Normal/Normal 모형의 성과가 조금 더 우수하여 2009년에 대한 예측오차를 계산하는 단계에서는 기대 구매빈도에 대해서는 BG/NBD 모형, 기대 구매금액에 대해서는 Normal/Normal 모형을 사용하였다.

<표 2> 기대 구매빈도 및 기대 구매금액 추정모형의 예측력 비교

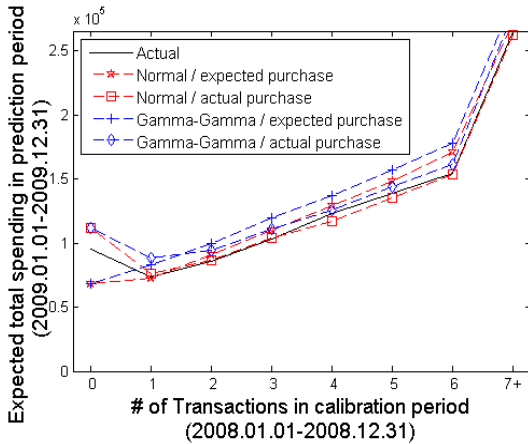
A : 기대 구매빈도 추정모형

	구현기간에 대한 적합도 (LogLikelihood)	추정기간에 대한 적합도 (Ch2Stat.)
Pareto/NBD	-220008.196	1.615
<b>BG/NBD</b>	<b>-219998.517</b>	<b>1.593</b>
BG/BB	-222174.760	17.042

B : 기대 구매금액 추정모형

	구현기간에 대한 적합도 (MAPE)	추정기간에 대한 적합도 (Ch2Stat.)
<b>Normal/Normal</b>	<b>61.894</b>	<b>3087.109</b>
Gamma/Gamma	70.600	7779.957

- 주) 1. 모형의 성과가 가장 우수한 경우 굵은 활자로 표시함.
- 2. MAPE(Mean Absolute Percentage Errors) : 평균 오차 비중의 절대값(%).
- 3. 추정기간에 대한 카이스퀘어 검정은 추정기간의 거래횟수에 기반함(자유도 = 2, 95% 신뢰구간에 대한 임계값 = 5.99).



[그림 4] 구매 금액에 대한 조건부 기댓값

[그림 4]는 모형의 성과가 Pareto/NBD와 BG/BB보다 우수하게 나타난 BG/NBD 모형을 통해 추정된 기대 구매빈도와 실제 구매빈도를 기준으로 구매빈도 0회부터 7회 이상까지 8개 구간으로 나누고, Normal/Normal과 Gamma/Gamma 모형으로 추정한 기대 구매금액의 예측결과를 보여준다. 이 그림을 통해 구매빈도 1회 이상인 전 구간에 대해 Normal/Normal 모형이 가장 예측결과가 좋은 것을 다시 한 번 확인할 수 있다.

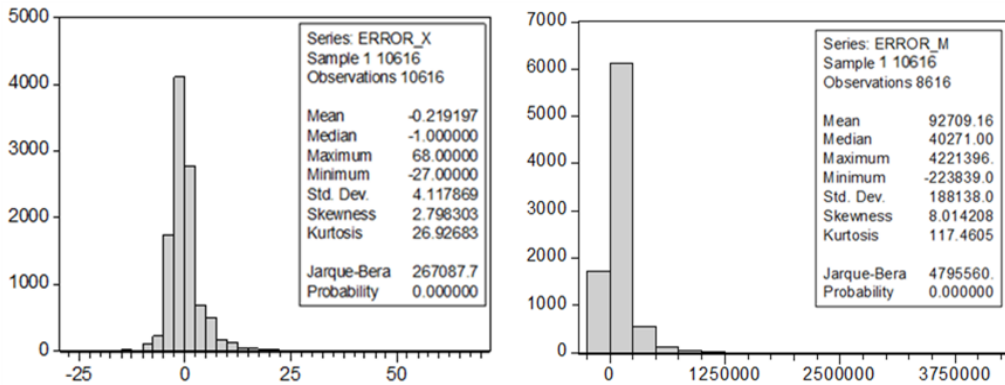
4.1.2 개인별 예측오차의 도출

2009년(Period 2)에 대한 개인별 실제 구매빈도 및 구매금액과, 1단계에서 선정한 BG/NBD 모형과

Normal/Normal 모형으로 추정한 기대 구매빈도 및 기대 구매금액 간 차이를 계산하여 각 개인별 구매빈도와 구매금액에 대한 예측오차를 구하였다. 예컨대, 어떤 고객이 2009년 동안의 추정 기대빈도가 4.62회인데, 실제 구매빈도가 2회이면 이 고객의 구매빈도에 대한 예측오차는 -2.62회가 된다. 구매빈도와 구매금액에 Jarque-Bera 검증을 수행한 결과 구매빈도와 구매금액 모두 정규분포 형태는 아니나, 0(실제값과 예측값이 일치하는 경우)을 중심으로 과소 혹은 과다추정 되는 값이 고루 분포되어 있는 것을 확인할 수 있었다([그림 5] 참조).

4.1.3 포인트 사용행동의 RFM 특성이 예측오차에 미치는 영향

추정한 기대 구매빈도와 기대 구매금액이 과소 혹은 과다추정 되는 것을 포인트 사용의 RFM 특성이 설명할 수 있는지를 확인하고자, 각 예측오차에 대해 식 (3)과 같이 회귀분석으로 고찰하였다. 회귀분석에 사용한 각 변수들의 2008년(Period 1)의 기술통계량은 <표 3>과 같다. 표본에 대한 기술통계량을 살펴본 결과, 성비는 여성이 63.3%, 남성이 36.7%이고, 평균 나이는 30세로 나타났다. 표본 10,616명 가운데, 포인트를 1회 이상 적립한 사람 10,614명 중 포인트를 1회 이상 사용한 사람은 8,352명(78.7%)이며, 관찰기간 동안의 총 매출액 가운데 3.8%가 포인트로 적립되었고, 적립된 포인트



[그림 5] 구매빈도(좌) 및 구매금액 예측오차(우)의 히스토그램 및 기술통계량

〈표 3〉 기술 통계량

	N	평균	최소값	최대값	합계	표준편차
결제금액(단위 : 원)	10,616	29,570	10	3,927,100	2,931,484,375	41,257.72
포인트적립액(단위 : 원)	10,614	1,134	0	270,000	112,490,348	2,342.75
포인트사용액(단위 : 원)	8,352	850	0	116,200	84,269,079	2,549.45
구매빈도 예측오차	10,616	-0.29	-26	68	-3,178	4.03
구매금액 예측오차	10,616	-77.23	-223,839	354,419	-819,929	21,666.28
포인트 사용 최근성(R)	10,616	133.92	0	366	12,546	139.66
포인트 사용 빈도(F)	10,616	1.18	0	42	34,742,690	1.908
포인트 사용 평균금액(M)	10,616	3,272.67	0	404,720	333,952,586	8,813.67
평균구매금액	10,616	31,457.47	3,000	1,993,450	312,090	32,695.48
나이	10,616	29.50	4	87	3901	11.11
성별(남자 = 1, 여자 = 0)	10,616	0.37	0	1		0.48

주) 관찰기간 : 2008년 1월~12월.

〈표 4〉 회귀분석의 모수 추정치

변수명	구매빈도 예측오차			구매금액 예측오차		
	$\beta$	t-Stat.	p-value	$\beta$	t-Stat.	p-value
상수항	-0.165	-1.389	0.165	3031.594	4.808	0.000
포인트사용-최근성(R)	0.001	2.644	0.008	-5.148	-2.700	0.007
포인트사용-빈도(F)	-0.142	-4.486	0.000	-300.885	-1.798	0.072
포인트사용-평균금액(M)	0.000	3.303	0.001	0.091	2.801	0.005
평균구매금액	0.000	2.233	0.026	-0.117	-16.923	0.000
나이	-0.004	-1.034	0.301	47.936	2.528	0.011
성별	-0.389	-4.758	0.000	-254.411	-0.587	0.557
수정된 R 제곱	0.005			0.030		
F(Prob)	9.716(0.000)			54.880(0.000)		

- 주) 1. 종속변수(구매빈도 및 구매금액 예측오차) = 실제값-기댓값.  
 2. 평균구매금액 = 총 구매금액/총 구매빈도.  
 3. 성별 : 남 = 1, 여 = 0.

총액 가운데 74.9%를 사용한 것으로 나타나 해당 기업은 회원들이 포인트를 적립하고 사용하는데 매우 익숙한 것으로 판단된다. 종속변수인 구매빈도 예측오차와 구매금액 예측오차는 2단계에서 개인별로 계산한 값을 사용하며, 포인트 사용 최근성은 2008년(Period 1) 한 해 동안 가장 마지막으로 포인트를 사용한 날짜로, 포인트 사용 빈도는 동기간 동안 포인트를 사용한 횟수, 포인트 평균 사용금액은 동기간의 1회 평균 포인트 사용 금액으로 정의하였다. 그리고, 예측오차에 영향을 줄 수 있는 통제변수로는 평균 구매금액과 나이, 성별을 고려하였다. 피어슨 상관분석과 Variance Inflation Factor (VIF) 값을 이용하여 다중공선성을 검토한 결과, 변수 간 상관관계는 전반적으로 유의하나 높지는 않

고, VIF 값은 모두 10 이하로 나타나 회귀분석을 하는데 문제가 없는 것으로 확인되었다. 또한, 본 연구의 주된 가정 중 하나인 개인별 포인트 사용행동이 전 기와 금번 기간에 일관성이 있는가를 살펴보고, 개인별 포인트 사용행동의 RFM 특성은 Period 1과 Period 2간에 유의미한 차이가 없는 것으로 나타나 연구의 가정은 적절한 것으로 확인되었다( $p > 0.01$ ).

회귀분석 결과(〈표 4〉 참조)를 살펴보면, 기대 구매빈도와 기대 구매금액의 예측오차에 대한 포인트 사용행동의 최근성, 빈도, 금액 모두 구매빈도 및 구매금액 예측오차에 유의미한 관계가 있는 것으로 나타났다. 구체적으로 살펴보면, 포인트를 사용한 시점은 구매빈도 예측오차에는 긍정적인 영향

( $\beta = 0.001, p < 0.01$ )을 미치고, 구매금액 예측오차에는 부정적인 영향( $\beta = -5.148, p < 0.01$ )을 주는 것으로 나타났다. 이는 포인트를 사용한 시점이 최근인 사람일수록 예측한 정도 보다 더 자주 구매하는 경향이 있는 반면, 예측한 정도 보다 구매금액이 작은 경향이 있음을 의미하는 것으로, 포인트 사용 최근성은 미래의 구매빈도를 촉진하는 반면, 미래의 구매금액은 저하시킨다고 해석할 수 있다. 구매빈도 관점에서 보자면, 포인트 사용시점이 최근이라는 것은 포인트를 사용해 보상을 받음으로써 긍정적 강화가 최근에 이루어진 것이므로, 학습이 이루어진 시점이 최근이기 때문에 이후의 행동을 촉진하여 보다 나은 보상을 얻고자 하는 심리가 유발됨으로써 구매빈도가 촉진되는 경향이 발생하는 것으로 설명할 수 있을 것이다. 반대로, 포인트를 사용한 시점이 오래되거나 사용한 경험이 없으면, 자극에 의한 긍정적 강화 경험이 오래되거나 없기 때문에 이후의 거래를 촉진시킬 동기가 낮을 것이므로, 포인트 사용의 최근성이 미래의 구매는 앞당길 수 있지만, '예산'이나 '소비할 수 있는 양'이라는 물리적 한계치가 존재하므로 실제로 그 구매금액은 작다고 볼 수 있다. 한편, 포인트 사용빈도는 구매빈도와 구매금액 예측오차에 모두 부정적인 영향(구매빈도 :  $\beta = -0.142, p < 0.01$ , 구매금액 :  $\beta = -300.885, p < 0.1$ )이 있고, 포인트의 사용금액은 구매빈도와 구매금액 예측오차에 모두 긍정적인 영향(구매빈도 :  $\beta = 0.000, p < 0.01$ , 구매금액 :  $\beta = 0.091, p < 0.01$ )이 있는 것으로 나타났다. 이는 구매빈도나 구매금액 모두 포인트 사용빈도가 작을수록, 또는 한 번에 사용하는 포인트 사용금액이 클수록 기대한 정도 보다 실제 구매한 빈도와 구매금액이 모두 커진다는 것을 뜻한다. 동일한 기간 동안 포인트를 사용한 빈도가 상대적으로 낮다는 것은 포인트를 사용하여 제품이나 서비스로 교환할 수 있는 최소한의 금액에만 이르면 바로바로 사용하는 사람들과 달리, 자신이 원하는 형태의 보다 큰 보상물을 획득하기 위해 더 노력하고 기다렸다는 것으로, 사용빈도가 기업에 대한 충성도와 정

(+)의 관계가 있음을 반증한다 하겠다. 즉, 충성도가 낮은 사람들은 언제든 다른 경쟁사로 전환할 마음을 갖고 있기 때문에 자신의 노력이 투입된 포인트를 바로바로 사용하여 이익으로 실현하고자 하며, 이러한 포인트 사용행동이 결국 미래의 구매빈도나 구매금액을 촉진하지 못할 것이다. 반면, 충성도가 높은 사람들은 앞으로도 계속 거래를 할 것이라는 믿음이 있기 때문에, 당장 나의 이익으로 실현시킬 필요성을 못 느낄 수 있을 것이다. 오히려 충분히 기다렸다가 내가 원하는 형태의 보상물로 교환하고자 하는 심리가 포인트 사용행동에 반영되고, 한 번에 획득하는 보상물이 크기 때문에 만족의 정도도 클 것이고, 이러한 선순환은 고착효과를 높여 이후의 행동적 충성도가 증가하는 요인으로 작용할 것이다. 이러한 결과는 LP의 보상을 즉각 보상과 지연보상으로 구분하였을 때, 서비스에 만족한 경험이 있는 고객집단은 지연보상을 선호하는 반면, 불만족한 경험이 있는 고객집단은 즉각보상을 선호하는 것으로 나타난 Keh and Lee[26]의 연구결과와 유사하다. 지금까지의 분석결과를 정리하자면, 첫째, 포인트 사용행동의 RFM 특성 정보가 미래의 기대 구매빈도나 구매금액에 대한 예측오차를 설명해 주는 변수가 될 수 있으며, 둘째, 포인트를 자주 사용하지 않고 한 번에 사용하는 금액이 큰 고객일수록 미래의 구매빈도나 구매금액이 촉진되는 현상으로 인해 CLV가 과소추정 될 수 있다. 또한, LP를 운영하는 기업은 이러한 특성을 전략적으로 활용함과 동시에 CLV 측정 시 포인트 사용특성 정보를 통합한 고객가치 추정모형을 고려해 볼 필요가 있음을 확인할 수 있다.

#### 4.1.4 포인트 사용행동의 RFM 특성 정보를 통합한 제안모형의 예측성과

2009년(Period 2)의 거래이력( $P2(x, m)$ )에 기반하여 예측기간인 2010년(Period 3)에 대한 CLV 하위 모형을 구현한 결과, BG/NBD와 Normal/Normal 모형의 예측성도가 가장 우수한 것으로 나타났다. 가령, 구매빈도 추정모형의 경우 예측기간에

대한 카이스퀘어 검정통계량(Ch2 Stat.)은 Pareto/NBD : 4.526, BG/NBD : 4.424, BG/BB : 4.58, 구매금액 예측모형의 카이스퀘어 검정통계량은 Normal/Normal : 491.619, Gamma/Gamma : 3061.478으로 나타났다. 그러므로, 2010년에 대한 예측값( $P3(E(x), E(m))$ )도 3.1.1단계와 마찬가지로 BG/NBD, Normal/Normal 모형을 이용하였다. 한편, 조정된 예측값( $P3(adj.E(x), adj.E(m))$ )은 2009년의 실제값에 3.1.3 단계에서 산출한 계수값을 통합하여 포인트 사용행동 특성을 반영한 조정된 기대 구매빈도와 기대 구매금액을 계산하였다. 그 다음, 3.1.4단계에서 제시한 추정모형으로 산출한 조정된 기대 구매빈도와 기대 구매금액 값의 예측력이 기존 모형에 비하여 보다 정교해졌는지를 평가하고자 상관분석을 실시하였다[16, 20]. 상관관계 분석은 CLV와 관련하여 추정치의 유의미한 예측력 향상 여부를 검증하는데 활용되는 분석법 중의 하나로, 추정 값과 실제 값 간에는 유의미한 양(+)의 상관관계가 나타나야 한다. <표 5>는 추정기간인 2010년 동안 실제 구매한 빈도와 금액(Actual), 기존 모형을 통해 추정된 값( $P3(E(x), E(m))$ ), 그리고 4단계에서 산출한 조정된 값( $P3(adj.E(x), adj.E(m))$ )간의 상관관계수이다. 분석결과, 기존모형이나 제안모형의 기

대 구매빈도와 기대 구매금액 값 모두 실제 값과 유의미한 정(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났는데( $p < 0.01$ ), 포인트 사용행동의 RFM 특성을 반영한 제안모형을 사용했을 때에 실제 값과의 상관관계가 기존 모형으로 추정된 값들 보다 더 향상되는 것을 확인할 수 있었다. 예컨대, 기대 구매빈도의 경우에는 실제 값과의 상관관계수가 기존 모형 0.627에서 제안 모형 0.630으로 다소 향상되었으며, 기대 구매금액의 경우에는 실제 값과 기존 모형 간 상관관계수는 0.112이나, 제안 모형과의 상관관계수는 0.525로 향상되었다.

#### 4.1.5 포인트 사용행동에 기반한 제안모형 CLV 추정치의 응용

전통적인 방식으로 측정된 기대 구매빈도 및 기대 구매금액 추정치와 조정된 모형을 이용한 측정치를 활용하여 고객집단을 세분화했을 때, 고객집단별로 추정기간(Period 3)에 대한 실제 고객가치, 즉 집단별 평균 구매금액은 어떻게 차이가 나는지를 살펴보았다. 이를 위해 기존모형과 제안모형으로 나누고, 양측 모두 기대 구매빈도를 기준으로 고객을 세 개의 집단(High, Middle, Low)으로 나누는 다음, 각 집단별로 다시 기대 구매금액을 기준

<표 5> 실제값, 추정값, 조정값 간의 상관관계

A : 구매빈도

	Actual	$P3(E(x))$	$P3(adj.E(x))$
Actual	1.000	0.627***	0.630***
$P3(E(x))$	0.627***	1.000	0.964***
$P3(adj.E(x))$	0.630***	0.964***	1.000

주) 1. BG/NBDmodel 사용.

2. 피어슨 상관분석, \*\*\* p-value < 0.01.

B : 구매금액

	Actual	$P3(E(m))$	$P3(adj.E(m))$
Actual	1.000	0.112***	0.525***
$P3(E(m))$	0.112***	1.000	0.278***
$P3(adj.E(m))$	0.525***	0.278***	1.000

주) 1. Normal/Normalmodel 사용.

2. 피어슨 상관분석, \*\*\* p-value < 0.01.

으로 세 개의 집단(High, Middle, Low)으로 나누어 각 모형에 대하여 총 9개씩 집단을 정의하고, 추정기간에 발생한 개인별 실제 총 구매금액을 집단별로 평균화 하여 비교하였다(<표 6> 참조). 고객 세분화 결과, 대각선상의 집단(HH, MM, LL)에 대하여 양측 모형 간 실제 고객가치를 비교해 보면, 포인트 사용행동 특성을 반영한 후 실제 고객가치가 더 크게 나타나는 것을 관찰할 수 있다. 특히, 구매빈도와 구매금액이 가장 높은 집단(HH)인 경우 기존모형에 비해 제안모형일 때 고객가치가 월등히 높아짐을 확인할 수 있다(기존모형일 때 2,373,184원 vs. 제안모형일 때 3,585,310원). 이는 포인트 사용행동 특성을 반영하지 않을 경우 고객의 미래가치는 과소추정 될 가능성이 있으며, 특히 구매빈도와 구매금액이 큰 집단일수록 과소추정의 정도가 클 가능성이 있다는 것을 보여준다. 즉, 포인트 사용행동 특성을 반영하여 고객 집단을 정의하게 되면 보다 미래 가치가 높은 고객과 그렇지 않은 고객을 좀 더 정확하게 구분하여 실무적으로 표적화해야 할 고객군을 정의하기가 쉽고, LP의 효과가 어느 집단에서 더 효율적인지를 살펴볼 수 있다. 예컨대, 실증분석 대상 기업의 경우에는 HH, MH, MM, LM, LL 집단은 LP에 의한 미래 소비행동 촉진 효과가 있는 반면, LH, HM, HL, ML 집단은 LP의 효과가 낮고, 가장 LP의 효과가 큰 집단은 HH로 판단할 수 있다. 이를 CLV 측정 관점에서 보면, 포인트 사용행동을 반영하지 않을 경우,

고객가치가 높은 집단일수록 더 과소추정 된다고 해석할 수 있을 것이다.

## 5. 결 론

### 5.1 연구요약

LP가 업종과 업태를 불문하고 급속히 확산됨으로써, LP의 운영 자체가 더 이상 경쟁자와 차별화하는 수단이 될 수 없는 상황에 직면하게 되면서 [35], 고객의 미래가치를 보다 향상시킬 수 있는 LP 활용방안에 대한 연구와 노력이 더욱 절실하게 되었다. 실무자들이 꼽는 LP 운영의 가장 큰 이점 중 하나는 거래에 수반된 고객 자료를 수집할 수 있다는 것인데[10], 실질적으로 이 방대한 양의 데이터를 어떤 측면에서 분석하고 고객에 대한 통찰력을 얻을 것인가는 매우 중요한 문제가 아닐 수 없다. 데이터로 수집되는 LP 참여 소비자들의 행동에는 구매, 포인트 적립, 포인트 사용, 개인정보 등 여러 차원이 존재할 수 있는데, 본 연구는 특히 기존에 다소 간과되어 왔던 포인트 사용행동이 LP 소비자들의 미래 소비행동을 이해할 수 있는 지표 중 하나임을 제시하였다. 본 연구에서는 포인트 사용행동을 얼마나 최근에 포인트를 사용했는지(R), 얼마나 자주 포인트를 사용하는지(F), 그리고 한 번에 어느 정도의 포인트를 사용하는지(M)로 구분하고, 이러한 ‘포인트 사용의 RFM 특성 정보’가

<표 6> 고객 세그먼트별 추정기간(Period 3)에 대한 실제 평균 구매금액

구 분		기존모형			제안모형		
		구매빈도			구매빈도		
		High	Middle	Low	High	Middle	Low
구매 금액	High	₩2,373,184 (1,176)	₩335,833 (1,180)	₩127,803 (1,180)	₩3,585,310 (1,176)	₩365,659 (1,180)	₩125,287 (1,180)
	Middle	₩1,598,886 (1,180)	₩241,150 (1,180)	₩109,783 (1,180)	₩973,217 (1,180)	₩249,051 (1,180)	₩111,557 (1,180)
	Low	₩1,148,876 (1,180)	₩233,483 (1,180)	₩95,976 (1,180)	₩549,795 (1,180)	₩201,557 (1,180)	₩102,627 (1,180)

주) 1. 기존모형과 제안모형으로 산출한 개인별 구매빈도와 구매금액을 이용하여 총 9개의 고객집단으로 나눔.

2. ( ) : 집단별 총 고객 수.

CLV를 결정짓는 핵심 변수인 미래 구매빈도와 미래 구매금액에 유의미한 효과가 있음을 확인하였다. 실증분석 결과, 분석의 대상이 된 국내 모 대형서점의 경우에는 포인트를 사용한 시점이 최근일수록 미래의 구매빈도는 예측한 것보다 더 증가하는 반면, 구매금액은 더 감소하였다. 또, 포인트의 사용빈도가 작을수록, 또는 한 번에 사용하는 포인트의 금액이 클수록 미래의 구매빈도와 구매금액은 예상한 것보다 더 증가하는 경향이 있는 것으로 나타났다. 이는 포인트를 꾸준히 모아 한 번에 크게 사용하는 사람들일수록 미래의 소비행동이 촉진될 가능성이 높음을 시사한다. 다만, 포인트 사용 최근성의 경우에는 미래 구매빈도가 촉진되나 구매금액은 낮아지는 혼합효과(mixed effect)가 나타났기 때문에 미래의 소비행동의 방향성을 단정하기는 어렵다. 그래서, 타당성 검증 차원에서 추가적인 분석을 시도하였는데, BG/NBD 모형과 Normal/Normal 모형을 이용하여 CLV를 추정한 다음, 구현기간의 포인트 사용 R, F, M 변수가 CLV를 어떻게 설명하는가를 회귀분석해 보았다. 그 결과, 포인트 사용 최근성(R)은 CLV에 대해 부(-)의 효과( $p < 0.01$ )가 나타난 반면, 포인트 사용빈도(F)와 사용금액(M)은 모두 정(+)의 효과( $p < 0.01$ )가 있는 것으로 나타났다. 이는 LP에 적합한 포인트를 적극적으로 사용하는 소비자일수록 CLV가 높다는 것으로, 브랜드에 대한 로열티가 낮고 가격탄력성은 높은 촉진 지향적 혹은 할인 추구적 소비자(deal prone customers, [3, 5])와 LP에 적극적으로 참여하는 소비자는 구별됨을 보여준다. 또한, LP가 고객의 반복적인 구매에 대하여 보상함으로써 고객의 로열티 증진을 목표로 하는 마케팅 프로그램으로서, 개별 구매에 대해 보상하는 쿠폰이나 리베이트와 같은 단기적인 가격촉진 활동과는 다르다고 한 Kim 등 [27]의 주장을 실증적으로 뒷받침한다 하겠다.<sup>1)</sup> 한편, 본 연구에서는 과거 거래이력에만 의존하던 기존의 전통적인 CLV 측정 모형에 포인트 사용행

동의 RFM 특성 정보를 반영하여, LP를 운영하는 기업에게 적합한 보다 정교한 CLV 측정법을 검증하고자 하였는데, 결과적으로 전통적인 측정모형으로 추정한 기대 구매빈도와 기대 구매금액 값보다 본 연구에서 제시하는 모형을 통해 새로이 산출된 기대 구매빈도와 기대 구매금액 값이 동기간의 실제 값과 높은 상관관계가 있는 것으로 나타났다.

## 5.2 연구의 공헌점 및 향후 연구과제

LP라는 기업의 마케팅 활동에 의한 기업과 고객 간 상호작용을 CLV 측정에 통합하는 접근법은 이론적, 실무적 측면에서 모두 중요한 의미를 갖는다. 우선, 이론적 측면에서는 소비자의 과거 구매이력에만 의존하는 전통적인 측정모형을 통해 추정되는 핵심변수인 기대 구매빈도와 기대 구매금액이 실제 값과 일치하는 경우도 있으나, 과소 혹은 과잉추정으로 인한 예측오차가 발생하는 현상을 무엇으로 설명할 수 있는가를 LP라는 마케팅 프로그램을 통한 소비자 구매행동의 변화로 설명하려는 시도를 함으로써, 소비자와 기업 간 상호작용이 CLV 측정 모형에 반영될 필요가 있음을 논하는 기회를 마련하였다는데 의의가 있다. CLV에 영향을 줄 수 있는 정보를 통합할 필요성이 있다고 주장한 연구자들은 많았으나, 실증연구는 Lee, Lee, and Feick [33]의 연구 외에는 드문데, 본 연구가 개인 수준의 고객가치 측정에 제 3의 정보를 통합하는 개인 수준의 추정법이라면, Lee, Lee, and Feick[33]의 연구는 고객의 추천으로 절감된 신규고객 획득비용을 세그먼트별로 총 비용에서 차감하는 세그먼트 수준의 측정법을 사용하고 있다. 본 연구에서 시도한 개인 수준의 측정은 개별 고객의 재무적 가치를 평가함으로써 관리해야 할 우량고객과 그렇지 않은 고객을 선별하고, 목표고객을 설정하는데 활용할 수 있는 이점이 있다[24].

본 연구의 이론적, 실무적 가치 이면의 한계점 및 향후 연구과제로는 다음과 같은 몇 가지를 지적

1) 이를 지적해 주신 제 1 심사위원께 감사드립니다.



할 수 있다. 우선, 실증연구가 ‘서점’이라는 특정 업종의 1개 기업만을 대상으로 하고 있다는 점에서 연구의 결과를 일반화하는데 한계가 있다. 예컨대, 본 연구에서는 포인트 사용빈도가 작을수록, 즉 포인트를 모아서 사용할수록 기대한 정도 보다 실제 구매한 빈도와 구매금액이 모두 커지는 것으로 나타났다. 이러한 현상이 모든 기업에서 동일하게 나타날 것이라고 확신하기 어렵다. 기업이 취급하는 제품이 실용재(utilitarian) 보다는 쾌락재(hedonic)일 때 포인트의 적립 및 사용에 따른 소비자의 만족도와 충성도가 더욱 증가한다는 김지운[1]의 연구결과를 미루어 볼 때, 기업이 취급하는 제품의 특성에 따라 포인트의 적립 및 사용행동 특성이 고객가치에 미치는 영향은 서로 다를 가능성이 있다. 그러므로, 향후 연구로서 다양한 업종과 업태의 기업을 대상으로 한 포인트 사용행동과 미래 소비행동 간 관계에 대한 폭넓은 실증연구가 필요하며, 이론적으로도 기업마다 그 특성이 다르다면, 소비자 행동론 측면에서 그 기제를 설명할 수 있는 이론적 고찰도 동반하여 요구된다 하겠다. 둘째, 본 연구에서는 모형의 추정기간과 예측기간을 각각 동일한 1년으로 설정하고, 해당기간에 발생한 거래이력을 모두 합산한 횡단면 자료를 이용함으로써 계절성 요인이 구형기간과 예측기간 모두 동일하게 반영될 수 있도록 설계하였으나, 현업에서는 축적된 거래이력의 기간을 충분히 확보할 수 없어 상반기 6개월간의 데이터로 모형을 추정하고, 하반기 6개월을 예측기간으로 고려해야 하는 경우가 있을 수 있다. 이때 계절성 요인 제거의 어려움이 문제가 될 수 있는데 관련 대안을 제시하지는 못하고 있는 것 또한 본 연구의 한계점으로 지적해 두고자 한다. 셋째, 실증분석을 함에 있어 LP에 가입하지 않은 소비자는 CLV 측정에서 배제되었다는 점 또한 한계점으로 논의할 수 있다. 본 연구에서는 서점이라는 업종의 특성상 LP에 참여하지 않는 소비자의 경우에는 구매이력을 추적할 수 없는 자료의 한계로 인하여 해당 고객군에 대한 CLV 측정 및 LP 참여 고객과의 CLV 예측력 비교 등을 할 수 없었다. 이

러한 기업의 경우에는 대안적으로 LP에 참여하지 않은 소비자 집단에 대해서는 전체 고객 중 이들의 비중과 평균 구매금액을 측정하고, 여기에 유지율을 추정하여 해당 고객집단 전체의 고객자산을 추정함으로써 보완할 수 있다[31]. 이와 더불어, 보다 이상적인 연구방법으로 인터넷쇼핑몰이나 여행사, 호텔, 항공사와 같이 LP를 운영하지 않아도 개인별 구매이력을 추적할 수 있는 업종 가운데 LP를 운영하는 기업을 대상으로 LP에 참여하지 않는 소비자에게는 전통적인 CLV 측정법을 적용하고, LP에 참여하는 소비자에게는 포인트 사용행동 특성을 반영한 조정된 CLV 측정모형을 적용하는 것이 대안이 될 수 있을 것이다.<sup>2)</sup> 넷째, 본 연구는 마케팅 활동에 대한 소비자의 반응을 CLV 측정 모형에 통합하는 시도를 하고 있는데, 연구의 발전적 확장 측면에서 광고나 가격과 같은 전통적인 마케팅 활동과 CRM 관점의 마케팅 활동, 그리고 고객 추천 프로그램 등 기업에서 행해지는 다양한 마케팅 노력을 CLV 측정모형에 반영하는 방안을 모색할 필요가 있다. 산업의 특성에 따라 기업의 주주가치에 영향을 주는 마케팅자산이 서로 다른 것[12]처럼, 기업마다 CLV 예측력을 향상시키는 마케팅 활동에는 차이가 있을 것이기 때문이다. 본 연구의 확장 관점에서는 LP를 운영하는 기업의 경우 광고나 프로모션과 같은 다른 마케팅 활동에 비하여 LP가 CLV 예측력을 가장 많이 향상시키는 변수인지를 비교하는 연구가 필요하다. 이러한 비교연구는 CLV 모형에 대한 포인트 사용행동 정보 통합의 타당성을 더욱 뒷받침할 수 있을 것이다. 그럼에도 불구하고 본 연구에서 제시한 CLV 측정모형은 실무자들이 손쉽게 기존 CLV 측정모형에 포인트 사용행동 특성을 통합할 수 있도록 구현되었고, 실질적인 예측력도 우수하기 때문에 실무적인 활용도가 높다는 장점을 갖는다. 특히, LP를 운영하는 기업이 소매업은 물론 산업재 기업이나 비영리기관에 이르기까지 그 운영범위가 폭넓어졌다는 점을 감안하면,

2) 이를 제안해 주신 제2심사위원께 감사드립니다.

그 적용범위 또한 넓어 실무적 측면의 기여도가 크다 하겠다. 마지막으로, 포인트 사용행동은 광고나 프로모션, 가격할인과 같은 마케팅 믹스에서 볼 수 없는 LP가 갖고 있는 전형적인 고유 속성임에도 불구하고, 포인트 사용행동 특성에 관한 연구가 아직은 많이 부족하므로 관련 후속 연구에 대한 관심을 불러일으키는 측면에서도 본 연구의 공헌이 기대된다 하겠다[2, 7, 22].

## 참 고 문 헌

- [1] 김지윤, “소비자의 포인트 적립 및 소진행동에 대한 재조명”, 『한국경영과학회지』, 제38권, 제1호(2013), pp.183-199.
- [2] 김지윤, 이장혁, 김상용, “로열티 프로그램에 있어서 소비자의 포인트 적립 노력수준이 사용행동에 미치는 영향”, 『마케팅연구』, 제27권, 제1호(2012), pp.85-106.
- [3] 김현교, 이동일, “소비자 키워드광고 탐색패턴에 나타난 촉진지향성이 온라인 여행상품 구매확률에 미치는 영향”, 『한국경영과학회지』, 제39권, 제1호(2014), pp.29-48.
- [4] 송태호, 김상용, 이장혁, “고객 자산과 기업 수익성 간의 관계”, 『마케팅연구』, 제24권, 제4호(2009), pp.35-65.
- [5] 안주영, 조용현, “소비자의 할인추구성향, 가격 지식, 브랜드충성도가 내적준거가격 및 준거할인의 지각에 미치는 영향”, 『관광학연구』, 제38권, 제3호(2014), pp.143-165.
- [6] 정현수, 박성호, “고객생애가치 측정모형의 B2B 비즈니스 적용연구”, 『경영과학』, 제27권, 제3호(2010), pp.197-211.
- [7] Allaway, A.W., R.M. Gooner, D. Berkowitz, and L. Davis, “Deriving and exploring behavior segments within a retail loyalty card program,” *European Journal of Marketing*, Vol.40, No.11(2006), pp.1317-1339.
- [8] Anderson, E.W. and M.W. Sullivan, “The Antecedents and Consequences of Customer Satisfaction for the Firm,” *Marketing Science*, Vol.12, No.2(1993), pp.125-143.
- [9] Bagchi, R. and X. Li, “Illusionary Progress in Loyalty Programs : Magnitudes, Reward Distances, and Step-Size Ambiguity,” *Journal of Consumer Research*, Vol.37, No.5(2011), pp.888-901.
- [10] Baird, N., “Getting Loyalty Programs Back To Loyalty,” *Retail Systems Research*, (2007), pp.1-29.
- [11] Berger, P.D., R.N. Bolton, D. Bowman, E. Briggs, V. Kumar, A. Parasuraman, and C. Terry, “Marketing Actions and the Value of Customer Assets : A Framework for Customer Asset Management,” *Journal of Service Research*, Vol.5, No.1(2002), pp.39-54.
- [12] Bick, Geoffrey N.C., “Increasing shareholder value through building Customer and Brand Equity,” *Journal of Marketing Management*, Vol.25, No.1-2(2009), pp.117-141.
- [13] Bijmolt, Tammo H.A., M. Dorotic, and P.C. Verhoef, “Loyalty Programs : Generalizations on Their Adoption, Effectiveness and Design,” *Foundations and Trends in Marketing*, Vol.5, No.4(2010), pp.197-258.
- [14] Blattberg, R.C., E.C. Malthouse, and S.A. Neslin, “Customer Lifetime Value : Empirical Generalizations and Some Conceptual Questions,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.23, No.2(2009), pp.157-168.
- [15] Burnham, T.A., J.K. Frels, and V. Mahajan, “Consumer Switching Costs : A Typology, Antecedents, and Consequences,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 31, No.2(2003), pp.109-26.
- [16] Chan, T.Y., C. Wu, and Y. Xie, “Measuring the Lifetime Value of Customers Acquired

- from Google Search Advertising,” *Marketing Science*, Vol.30, No.5(2011), pp.837-850.
- [17] Colombo, R. and W. Jiang, “A stochastic RFM model,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.13, No.3(1999), pp.2-12.
- [18] Dowling, G. and M. Uncles, “Do Customer Loyalty Programs Really Work?” *Sloan Management Review*, Vol.38, No.4(1997), pp. 71-82.
- [19] Drèze, X. and J.C. Nunes, “Feeling Superior : The Impact of Loyalty Program Structure on Consumers’ Perceptions of Status,” *Journal of Consumer Research*, Vol.35, No.2(2009), pp.890-905.
- [20] Fader, Peter S., Bruce G. S. Hardie, and K. L. Lee, “Counting Your Customers the Easy Way : An Alternative to the Pareto/NBD Model,” *Marketing Science*, Vol.24, No.2 (2005), pp.275-84.
- [21] Fader, Peter S., Bruce G. S. Hardie, and J. Shang, “Customer-Base Analysis in a Discrete-Time Noncontractual Setting,” *Marketing Science*, Vol.29, No.6(2010), pp.1086-1108.
- [22] Frisou, J. and H. Yildiz, “Consumer learning as a determinant of a multi-partner loyalty program’s effectiveness : A behavior and long-term perspective,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol.18, No.1 (2011), pp.81-91.
- [23] Furinto, A., T. Pawitra, and T.E. Balqiah, “Designing competitive loyalty programs : How types of program affect customer equity,” *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, Vol.17, No.4(2009), pp. 307-319.
- [24] Gupta, S., D. Hanssens, B. Hardie, W. Kahn, V. Kumar, N. Lin, and N. Ravishanker, S. Sriram, “Modeling Customer Lifetime Value,” *Journal of Service Research*, Vol.9, No.2 (2006), pp.139-155.
- [25] Johnson, K., “Choosing the right program,” *Direct marketing*, Vol.61, No.2(1998), pp. 36-45.
- [26] Keh, H.T. and Y.H. Lee, “Do Reward Programs Build Loyalty for Services? The Moderating Effect of Satisfaction on Type and Timing of Rewards,” *Journal of Retailing*, Vol.82, No.2(2006), pp.127-136.
- [27] Kim, B.-D., M. Shi, and K. Srinivasan, “Reward Programs and Tacit Collusion,” *Marketing Science*, Vol.20, No.2(2001), pp.99-120.
- [28] Kivetz, R., O. Urminsky, and Y. Zheng, “The Goal-Gradient Hypothesis Resurrected : Purchase Acceleration, Illusionary Goal Progress, and Customer Retention,” *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.1(2006), pp. 39-58.
- [29] Klemperer, P., “Markets with consumer switching costs,” *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.102, No.2(1987), pp.376-394.
- [30] Koo, M. and A. Fishbach, “Dynamics of self-regulation : How (un)accomplished goal actions affect motivation,” *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.94, No.2 (2008), pp.183-195.
- [31] Kumar, V. and M. George, “Measuring and maximizing customer equity : a critical analysis,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol.35, No.2(2007), pp.157-171.
- [32] Kumar, V., L. Aksoy, B. Donkers, R. Venkatesan, T. Wiesel, and S. Tillmanns, “Undervalued or Overvalued Customers : Capturing Total

- Customer Engagement Value,” *Journal of Service Research*, Vol.13, No.3(2010), pp. 297-310.
- [33] Lee, Jonathan, J.H. Lee, and L. Feick, “Incorporating word-of-mouth effects in estimating customer lifetime value,” *Database Marketing and Customer Strategy Management*, Vol.14, No.1(2006), pp.29-39.
- [34] Lewis, M., “The Influence of Loyalty Programs and Short-Term Promotions on Customer Retention,” *Journal of Marketing Research*, Vol.41, No.3(2004), pp.281-292.
- [35] Liu, Y. and R. Yang, “Competing Loyalty Programs : Impact of Market Saturation, Market Share, and Category Expandability,” *Journal of Marketing*, Vol.73, No.1(2009), pp.93-108.
- [36] Reinartz, W.J., *Understanding customer loyalty programs*, Retailing in the 21th century, Springer, (2006), pp.361-395.
- [37] Rust, R.T., V.A. Zeithaml, and K.N. Lemon, *Driving Customer Equity : How Customer Lifetime Value is Reshaping Corporate Strategy*, Free Press, 2000.
- [38] Schmittlein, D.C. and R.A. Peterson, “Customer base analysis : An industrial purchase process application,” *Marketing Science*, Vol. 13, No.1(1994), pp.41-67.
- [39] Schmittlein, D.C., D.G. Morrison, and R. Colombo, “Counting Your Customers : Who Are They and What Will They Do Next?,” *Management Science*, Vol.33, No.1(1987), pp.1-24.
- [40] Sharp, B. and A. Sharp, “Loyalty Programs and Their Impact on Repeat-Purchase Loyalty Patterns,” *International Journal of Research in Marketing*, Vol.14, No.5(1997), pp. 473-86.
- [41] Taylor, G.A. and S.A. Neslin, “The current and future sales impact of a retail frequency reward program,” *Journal of Retailing*, Vol. 81, No.4(2005), pp.293-305.
- [42] Wirtz, J., A.S. Mattila, and M.O. Lwin, “How Effective Are Loyalty Reward Programs in Driving Share of Wallet?” *Journal of Service Research*, Vol.9, No.4(2007), pp.327-334.
- [43] Yi, Y.J. and H.S. Jeon, “Effects of Loyalty Programs on Value Perception, Program Loyalty, and Brand Loyalty,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol.31, No. 3(2003), pp.229-240.
- [44] Yoo, S.J., D.M. Hanssens, and H. Kim, “Marketing and the Evolution of Customer Equity of Frequently Purchased Brands,” *Working paper*, (2011).
- [45] Zhang, J. and E. Breugelmans, “The Impact of an Item-Based Loyalty Program on Consumer Purchase Behavior,” *Journal of Marketing Research*, Vol.49, No.1(2012), pp.50-65.