

# 아웃도어 산업 내 고객 세그먼트별 확장된 이탈방지 전략

STEP1-제안 배경 및 제안전략 핵심요약

제출일	2019.05.09	팀 이름	D.W.C (Dance with customer)
과목	CRM 전략	학번	1535030, 1791231
담당 교수	김형수	이름	이동희, 안현준

## ■ 제안 배경

2010년 국내 아웃도어 시장은 ‘황금알을 낳는 거위’에 비유될 정도로 호황을 누렸다. 이러한 이유로 패션업체들이 아웃도어 시장에 진출하기 시작했으며, 과포화 상태로 성장이 둔화하고 있다. 이제 아웃도어 업체는 신규고객을 확보하기 위해 노력하기보다는 기존에 보유하고 있는 고객 정보를 바탕으로 이탈고객 관리(Churn Management)를 위한 마케팅 활동을 하고 있다.



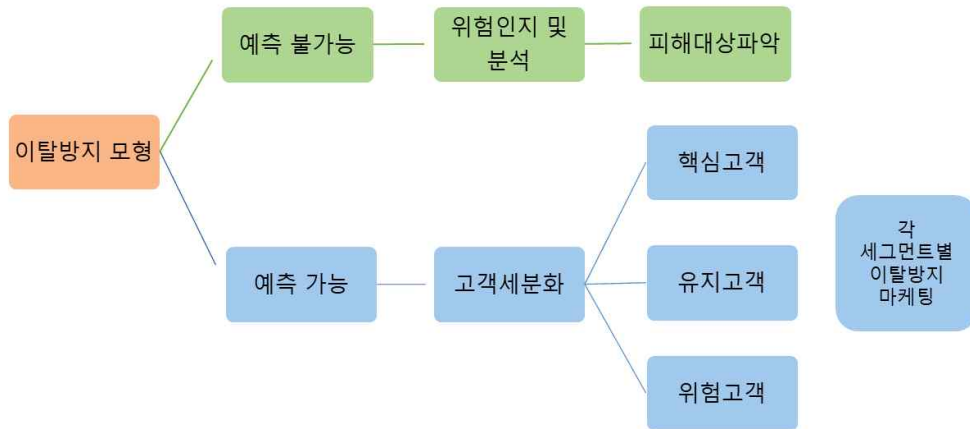
[그림1] 갑작스러운 사고로 인한 코오롱社 이미지 하락

하지만 과거에 아웃도어 시장에서 예기치 못한 일로 인해 고객이 이탈하는 경우가 발생하고 있다. 코오롱社의 액티브 재킷에서 기준치의 20배가 넘는 사건이 발생했다. 이러한 사건은 기업과의 원만한 관계를 유지했던 핵심고객이나 일반 고객마저도 이탈할 가능성이 크기 때문에 기업의 입장에서 치명적일 수 있다.

이러한 최신 동향을 읽기 전의 주요 아웃도어 업체들은 비슷한 이탈예측 모형을 가졌다. 따라서 각각의 기업의 이탈 예측모형은 다른 업체와 차별화된 전략이라고 볼 수 없으며, 비용-효과적인 측면에서 그 한계효과가 점점 낮아지고 있다. 또한 고객은 기존의 무분별한 마케팅 활동이라고 인식할 수 있으며, 기존에 이탈예측 모형을 좀 더 세분화하고 통합적으로 관리해야 할 필요성이 있다.

이에 D.W.C팀은 아웃도어 시장과 같은 비계약 업종은 이탈기준이 상이하기 때문에 기존 변수들을 사용해서 새로운 이탈 기준을 마련할 것이다. 또한, 전체 고객을 대상이 아닌 좀 더 세분화된 고객을 대상으로 이탈방지 모형을 재구축한다. 더 나아가 갑작스럽게 발생하는 사건으로 기존 고객의 이탈을 막기 위한 대비 프로세스 및 보상체계 마련하여, 기존 모형보다 확대된 개념으로 이탈방지 모형을 만드는 것을 목표로 한다.

## ■ 개념도 및 개요



[그림 2] 이탈방지 모형 개념도

### - 예측 불가능

**위험인지 및 분석** : 발생한 사건에 대한 위험인지 및 분석하는 단계를 말한다. 위험인지를 위해 Web, SNS, Blog 등의 바이럴 데이터(viral data)를 실시간 모니터링한다. 해당 사건의 위험 분석은 인터넷상에 존재하는 데이터를 크롤링(crawling) 기법으로 분석한다.

**피해대상파악** : 피해받은 고객의 특성을 파악한다.

**보상체계마련** : 피해받은 고객의 특성에 기반하여 보상체계를 마련한다.

### - 예측 가능

**고객세분화** : 기존변수인 총구매금액(m)과 교차판매지수(idx\_x)을 이용해서 고객들에 대해 군집 분석을 한다.

**핵심고객, 유지고객, 위험고객** : 각 군집의 특성을 파악하여 고객을 3가지 단계로 분류한다.

**세그먼트별 이탈방지 마케팅** : 로지스틱 회귀분석을 통해 고객 세그먼트별 이탈에 영향을 미치는 변수를 파악하고, 그것을 기반으로 마케팅 전략을 수립한다.

# 아웃도어 산업 내 고객 세그먼트별 확장된 이탈방지 전략

STEP2 - 관련 선행연구 및 전략구현 방법론

제출일	2019.05.23	팀 이름	D.W.C (Dance with customer)
과목	CRM 전략	학번	1535030, 1791231
담당 교수	김형수	이름	이동희, 안현준

## ■ 관련 선행연구

김상용 · 송지연 · 이기순(2005)은 고객이 일정 월을 기준으로 이전 6개월간 구매가 없었으면 휴먼고객으로, 1년간 구매가 없었으면 이탈고객으로 정의하고, 6개월마다 1회 이상 구매가 있었던 고객은 유지고객이라고 정의하였다. 이탈고객 데이터의 실증분석을 통해서 이탈고객과 휴먼고객, 유지고객의 속성 및 거래상의 특성 차이를 파악하고, 로지스틱 회귀모형을 통해 이탈에 영향을 미치는 변수를 파악하였다. 또한, 이탈예측모형을 통해 이탈 확률을 예측하여 실증분석 결과를 바탕으로 고객 유지 및 이탈방지를 위한 CRM 전개방안을 제시하였다.

이건창 · 정남호 · 신경식(2002)은 데이터 마이닝 기법 중 널리 알려진 인공신경망, 로지스틱 회귀분석, C5.0 방법을 이용하여 신용카드 시장에서의 고객 현황에 대하여 분석했다. 분석결과 80% 이상 고객의 신용카드 보유 여부를 예측할 수 있었다. 또한, 신용카드 시장에서 카드를 지속해서 보유하고 있는 고객과 이탈하는 고객을 구분하는 속성이 존재함을 발견하고, 이를 바탕으로 신용카드사가 수립해야 할 마케팅 전략을 제시하였다.

신선영(2005)은 제약회사의 고객 이탈 자료에 CART, C5.0, 로지스틱 회귀분석, 신경망을 이용하여 이탈에 영향을 주는 요인과 이탈고객집단을 분류하는 방법을 비교해 보았다. 최종 모형의 선택에서는 구축된 모형들의 예측률만을 기준으로 선택하기보다는 Gain chart, Response chart, Lift chart 등을 참고하여 최종 모형을 결정하였다. 결론적으로 예측률과 각종 도표의 결과가 C5.0 모형에서 가장 좋은 값들을 보여 준다.

## ■ 전략구현 방법론

### 1) 이탈고객 기준

본 프로젝트의 목적은 아웃도어 회사의 이탈고객을 파악하고 이를 방지하는 것이다. 그러나 아웃도어 회사와 같은 비 계약 업종의 경우, 명시적인 이탈 기준이 존재하지 않는다. 이전 연구에서 기존의 이탈 기준은 마지막 구매일을 기준으로 특정 경과 시점을 초과하면 이탈하는 것으로 판단하였다. 그러나 이는 개별 고객들의 평균적인 방문빈도를 고려하지 않은 주관적인 기준이기에 실제로 아직 이탈한 고객이 아님에도 불구하고 잘못 예측하는 오류를 범할 수 있다.

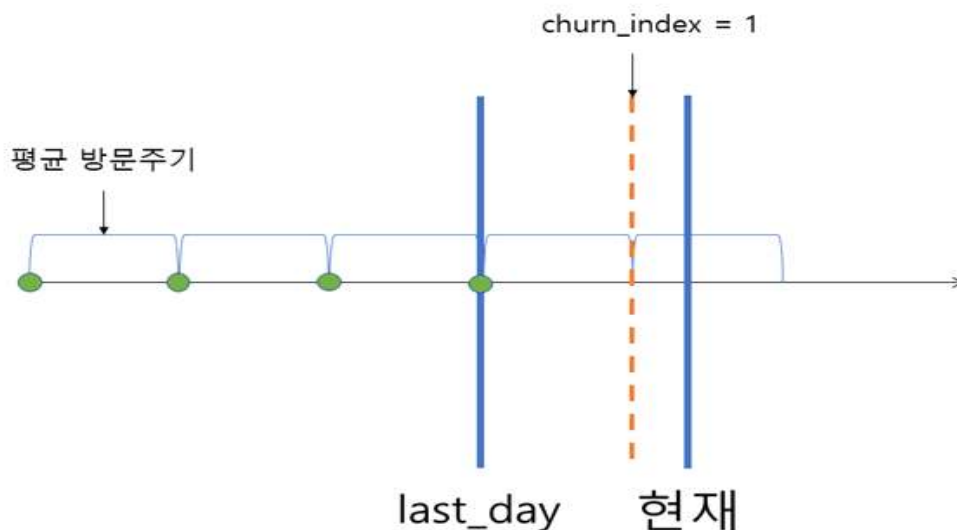
따라서 이러한 문제점을 해결하고자 새로운 이탈고객 기준을 마련하기 위해 기존의 변수들을 조합하여 아래 식과 같은 파생변수(*churn\_index*)를 만들었다.

$$churn\_index = \frac{\text{현재} - last\_day}{longevity/f} = \frac{\text{현재} - last\_day}{\text{평균 방문주기}}$$

(*last\_day* = 마지막 구매일, *longevity* = 고객기간, *f* = 방문빈도)

이는 개별 고객들의 평균 방문주기도 이탈 기준에 고려하기 위해 마지막 접속일로부터 현재까지의 경과 시간(현재 - *last\_day*)을 평균 방문주기(*longevity/f*)로 나눈 변수다.

<그림 1> 방문주기를 고려한 churn index

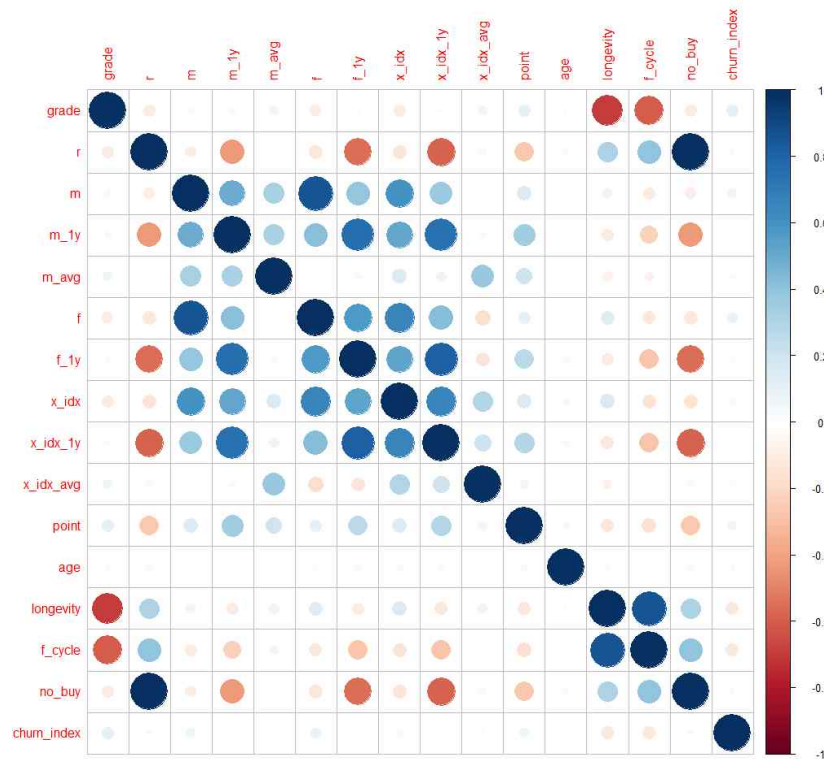


<그림 1>처럼 이탈고객 기준은 *churn\_index*가 1.3315 이상일 경우를 해당 고객을 이탈고객으로 간주하였다. 이유는 *churn\_index*의 값이 1일 때를 기준으로 이탈고객을 분류하면 이탈방지 마케팅을 하지 않아도 다시 돌아올 자연 구매자들마저도 이탈고객으로 분류할 가능성이 크기 때문이다.

### 2) 고객 세분화

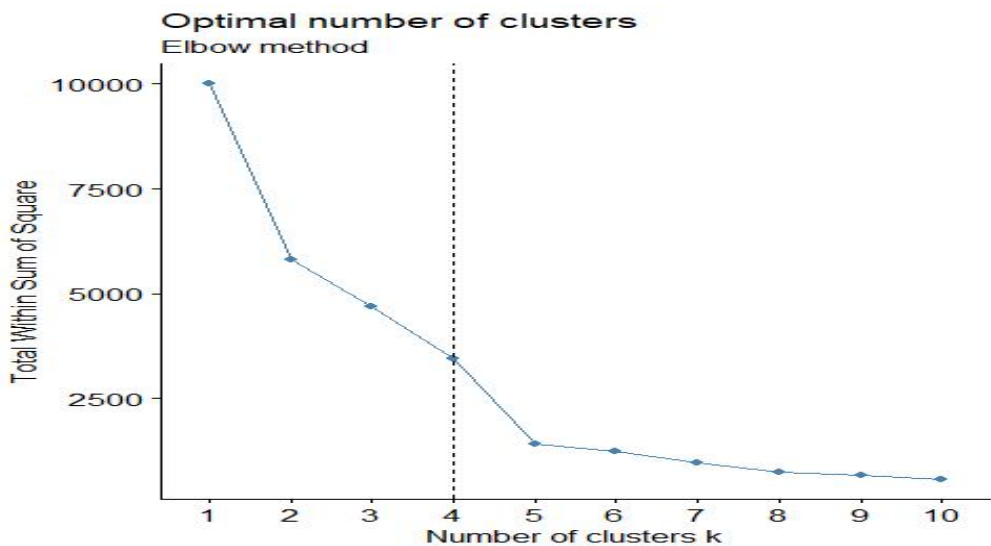
본 프로젝트는 고객들을 단순히 매출액 기반으로만 세분화하지 않고, 고객이 기업에 기여한 총구매액과 고객이 해당 기업과 얼마나 긴밀한 관계인지를 나타내는 교차구매액을 종합적으로 고려하여 세분화하였다.

〈그림 2〉 기존 변수들 간의 상관관계



〈그림 2〉은 기존의 등급과 다른 변수 간의 상관관계를 나타내는 것이다. 이를 토대로 본 프로젝트는 다른 데이터들과 관련성이 없는 기존등급을 대신하여 새로운 등급으로 세분화하였다. 이러한 새로운 등급은 행동적 로열티인 수익성과 태도적 로열티인 교차구매액을 고려해서 만들었기에 고객의 기여도를 정확하게 파악할 수 있다. 따라서 각 고객의 교차구매지수(x\_idx)와 총구매금액(m)을 기준으로 군집 분석하였다.

〈그림 3〉 Elbow method



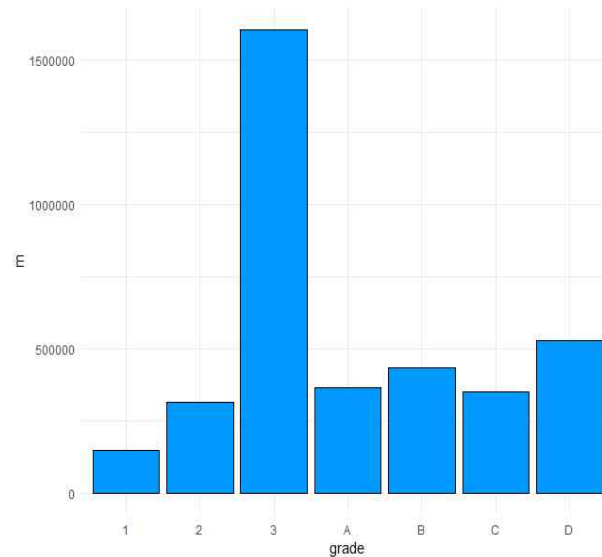
우선, 군집의 개수를 파악하기 위해 Elbow method를 사용하였다. 〈그림 3〉는 Elbow method를 사용한 결과물이다. 이를 토대로 군집의 수를 5개로 결정하면 군집 내의 거리가 급격하게 줄어들게 된다. 그러나 이는 특정 군집에 한 명에 고객만 들어가는 경우가 발생하게 되기 때문에 군집의 개수는 4개로 결정하였다.

〈그림 4〉 분류된 군집들의 총구매액과 교차구매액의 평균

	km\$cluster	m	x_idx	km\$size
1	1	160141.3	1.000000	2791
2	2	329559.7	2.476814	1833
3	3	1093437.5	5.789326	356
4	4	5800565.0	11.350000	20

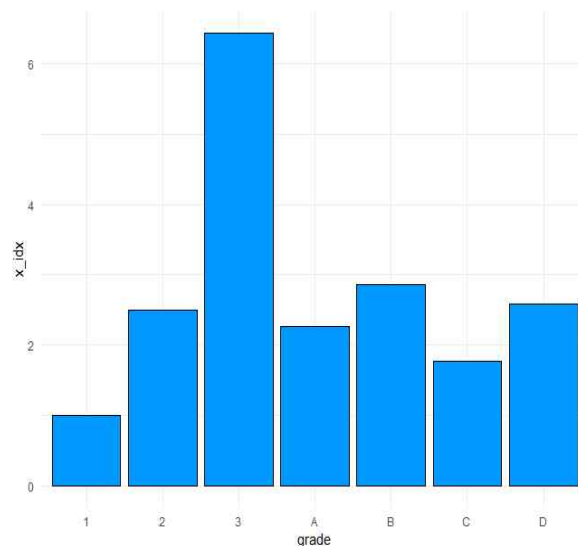
〈그림 4〉은 분류된 군집들의 총구매액과 교차구매액의 평균들이다. 이 중 우량고객에 속하는 4번 고객집단의 고객 수가 너무 적기 때문에 4번 다음으로 우량고객에 속하는 3번 고객집단과 합쳐서 세분화하였다.

〈그림 5〉 총구매액 기준 기존등급과 새로운 등급별 평균



〈그림 5〉는 총 구매금액을 기준으로 기존의 각 등급과 새롭게 만든 등급들의 평균을 그래프로 나타낸 것이다. 기존의 등급들은 등급 간의 서열 관계가 존재하지 않는 것에 비해, 새롭게 만든 등급들은 등급 간의 서열 관계도 존재하고 차이도 뚜렷하게 나타냄을 알 수 있다.

〈그림 6〉 교차구매액 기준 기존등급과 새로운 등급별 평균



〈그림 6〉는 교차구매지수를 기준으로 기존등급들과 새로운 등급들의 평균을 나타낸 것이다. 마찬가지로 기존의 등급들은 등급 간의 서열 관계가 나타나지 않지만 새로운 등급들은 등급 간의 서열 관계가 존재하며 뚜렷하게 차이가 나타난다.



## 3) 각 세그먼트 별 이탈방지 전략

## - 위험고객의 이탈방지 캠페인

&lt;그림 7&gt; 위험고객 이탈예측 모형 결과

```
> summary(a)

Call:
glm(formula = churn ~ ., data = customer.cluster1[, c("churn",
"point", "r", "f", "longevity", "email_yn", "dm_yn")])

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.09132  -0.18977  -0.05733   0.10567   0.80302

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.003128811  0.035613803  -0.088    0.929999
point         0.000016057  0.000001032  15.559 < 0.0000000000000002 ***
r            -0.000403290  0.000033847 -11.915 < 0.0000000000000002 ***
f             0.365339858  0.021869830  16.705 < 0.0000000000000002 ***
longevity    -0.000186180  0.000012142 -15.334 < 0.0000000000000002 ***
email_ynemail_y -0.135264588  0.014951331  -9.047 < 0.0000000000000002 ***
dm_yn        0.089469635  0.024615563   3.635    0.000283 ***
---
signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

<그림 7>은 위험고객 집단을 군집화할 때 사용하지 않은 외생변수로 로지스틱 모형을 적용한 결과물이다. 이를 통해 위험고객 집단에서 이탈하는 고객들의 특성을 프로파일링하여 특정 캠페인을 구성해보고자 한다.

&lt;표 1&gt; 위험고객 이탈에 대한 외생변수의 오즈비

point	r	f	longevity	email	dm
1	0.9996	1.4410	0.9998	0.8735	1.0936

<표 1>은 외생변수들의 계수들을 자연지수로 나타내어 각각의 외생변수들이 한 단위 증가할 때 변화하는 오즈(odds)비의 값이다. 이러한 값 중 1 이상인 값들이 해당 위험고객 집단에서 이탈을 발생시키는 주된 원인으로 판단하였다. 따라서 위험고객 집단의 이탈을 방지하기 위해서는 포인트(point), 방문빈도(f), 다이렉트 메일 수신 여부(dm)의 문제점을 파악하고 개선하는 전략을 하고자 한다.

우선 적립된 포인트가 증가할수록 이탈 확률이 증가한다는 점에서 해당 위험고객 집단에 속한 고객들이 적립된 포인트를 사용하지 못한 상태에서 이탈한 것으로 보인다. 이에 대해 위험고객 집단에 속한 고객들을 대상으로 포인트를 적극적으로 이용할 수 있는 캠페인을 펼치는 전략이 필요하다.

두 번째로 방문빈도가 높을수록 이탈 확률이 증가한다는 점은 고객이 매장에 방문할 때, 매장 내의 서비스에 대한 불만이 이탈로 연결된다고 판단하였다. 따라서 각 지점마다의 고객 만족도를 조사하고 이를 지점들의 성과평가에 반영해야 하는 전략이 필요하다.

마지막으로 다이렉트 메일 수신 여부가 증가할수록 이탈 확률이 증가한다는 점은 고객들의 관심사와 관련 없는 매스마케팅으로 인해 고객들이 이탈한다고 판단하였다. 따라서 무차별적인 마케팅이 아닌 고객들의 거래 이력을 토대로 개인별 맞춤 마케팅이 이루어지도록 전략을 구축해야 한다.

&lt;그림 8&gt; 위험고객 이탈예측 모형 성능평가

```
Confusion Matrix and Statistics

              Reference
Prediction    0      1
0      832    63
1       91   130

Accuracy : 0.862
95% CI : (0.8404, 0.8817)
No Information Rate : 0.8271
P-Value [Acc > NIR] : 0.0008842

Kappa : 0.5438
McNemar's Test P-Value : 0.0295761

Sensitivity : 0.6736
Specificity : 0.9014
Pos Pred Value : 0.5882
Neg Pred Value : 0.9296
Prevalence : 0.1729
Detection Rate : 0.1165
Detection Prevalence : 0.1980
Balanced Accuracy : 0.7875

'Positive' Class : 1
```

<그림 8>은 위험고객 집단의 이탈예측 모형에 대한 성능 평가한 결과물이다. 이는 위험고객 집단을 훈련용과 검증용 데이터로 나눈 것으로 분류행렬 표를 만들었다. 이를 기반으로 민감도와 특이도를 통해 정확도를 평가하였으며, 각각 0.6736과 0.9014로 나왔다.

#### -유지고객 이탈방지 캠페인

&lt;그림 9&gt; 유지고객 이탈예측 모형 결과

```
> summary(b)

Call:
glm(formula = churn ~ ., data = customer.cluster2[, c("churn",
"point", "r", "f", "longevity")])

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.0421  -0.2715  -0.2145   0.4440   0.8704

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.123550552 0.026742668   4.620 0.00000410622 ***
point      0.000006559 0.000001087   6.034 0.00000000193 ***
r          0.000230310 0.000049541   4.649 0.00000357721 ***
f          0.146348985 0.010737742  13.629 < 0.0000000000000002 ***
longevity  -0.000273269 0.000014915 -18.322 < 0.0000000000000002 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

<그림 9>은 유지고객 집단들을 대상으로 외생변수를 이용해서 로지스틱 모형을 적용한 결과물이다. 이에 대해 마찬가지로 프로파일링을 하고자 한다.

〈표 2〉 유지고객 이탈에 대한 외생변수의 오즈비

point	r	f	longevity
1	1	1.1576	0.9997

〈표 2〉도 마찬가지로 자연지수를 취해서 나타난 외생변수 한 단위 증가함에 따라 변화하는 오즈(odds)비의 값을 나타낸 것이다. 이러한 값들 중 1이 넘는 포인트(point), 최근성(r), 방문빈도(f)를 사용해서 이탈방지를 위한 전략을 세우고자 한다.

첫 번째로 포인트가 높을수록 이탈고객이 증가한다는 점은 유지고객 집단에 속한 고객들이 포인트를 사용하지 못한 상태에서 이탈한 것으로 판단된다. 이는 이전 집단들과 마찬가지로 유지고객 집단에 속한 고객들을 대상으로 포인트를 적극적으로 활용할 수 있는 전략이 필요하다.

두 번째인 최근성과 세 번째인 방문빈도는 개념이 유사하여 두 외생변수를 종합적으로 고려하여 전략을 고안해보고자 한다. 방문빈도는 이전 집단들과 마찬가지로 매장 내의 서비스에 대한 고객들의 불만이 이탈로 이어졌다고 판단하였다. 더불어 최근성이 높을수록 이탈한다는 것은 문제가 되는 매장 내의 서비스가 계속해서 개선되지 않아서, 고객이 해당 기업에 대한 불신이 짙어진 것이 이탈의 주된 원인이라고 판단하였다.

〈그림 10〉 유지고객 이탈예측 모형 성능평가

```

Confusion Matrix and Statistics

          Reference
Prediction  0    1
          0 431  95
          1  47 159

          Accuracy : 0.806
          95% CI : (0.7755, 0.8341)
    No Information Rate : 0.653
    P-Value [Acc > NIR] : < 0.00000000000000022

          Kappa : 0.5521
    McNemar's Test P-value : 0.00008008

          Sensitivity : 0.6260
          Specificity : 0.9017
    Pos Pred Value : 0.7718
    Neg Pred Value : 0.8194
          Prevalence : 0.3470
    Detection Rate : 0.2172
    Detection Prevalence : 0.2814
    Balanced Accuracy : 0.7638

    'Positive' Class : 1

```

〈그림 10〉는 유지고객 집단의 이탈예측 모형에 대한 성능을 평가한 것이다. 마찬가지로 특이도와 민감도를 중점으로 판단하였으며, 각각 0.9017과 0.6260으로 나왔다.

## -핵심고객 이탈방지 캠페인

〈그림 11〉 핵심고객 이탈예측 모형 결과

```
> summary(c)

Call:
glm(formula = churn ~ ., data = customer.cluster3[, c("churn",
  "r", "f", "m", "longevity")])

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.87912  -0.33616  -0.05501   0.39906   0.80615

Coefficients:
            Estimate      Std. Error t value      Pr(>|t|)
(Intercept) 0.33222533258    0.04301975898    7.723 0.0000000000000107 ***
r            0.00111660959    0.00011133759   10.029 < 0.0000000000000002 ***
f            0.03372214982    0.00693150186    4.865 0.000001694414029 ***
m           -0.00000006856    0.00000002258   -3.036    0.00257 **
longevity   -0.00031746117    0.00003000741  -10.579 < 0.0000000000000002 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

〈그림 11〉은 핵심고객에 대해 외생변수를 이용하여 로지스틱 모형을 적용한 결과물이다. 마찬가지로 이를 토대로 핵심고객 집단을 프로파일링하고자 하였다.

〈표 3〉 핵심고객 이탈에 대한 외생변수의 오즈비

r	f	m	longevity
1.0011	1.0343	0.9999	0.9996

〈표 3〉도 마찬가지로 외생변수들을 한 단위 증가함에 따라 증가하는 오즈(odds)비의 값을 나타낸 것이다. 앞서 설명한 유지고객 집단과 마찬가지로 첫 번째인 최근성(r)과 두 번째인 방문빈도(f)가 개념적으로 유사하므로 이를 종합적으로 고려하여 전략을 고안해보고자 한다. 이는 다른 고객집단들과 마찬가지로 매장 내의 서비스에 대한 불만이 이탈로 이어졌다고 판단하였다. 더불어 핵심고객 집단에서 일어난 이탈인 만큼 다른 고객집단들과 달리 나름 로열한 고객임에도 불구하고 차별적인 대우를 받지 못한다고 판단하여 이탈했을 수도 있다고 판단하였다. 따라서 다른 고객집단들과 유사하게 설문 조사를 하되 핵심고객 집단의 설문 조사는 차별화된 질문을 추가해야 한다고 판단하였다.

## 〈그림 12〉 핵심고객 이탈예측 모형 성능평가

```

Confusion Matrix and Statistics

          Reference
Prediction 0  1
          0 67 24
          1  4 56

      Accuracy : 0.8146
      95% CI : (0.7433, 0.8731)
    No Information Rate : 0.5298
    P-Value [Acc > NIR] : 0.00000000000002413

      Kappa : 0.6336
    McNemar's Test P-Value : 0.0003298

      Sensitivity : 0.7000
      Specificity : 0.9437
    Pos Pred Value : 0.9333
    Neg Pred Value : 0.7363
      Prevalence : 0.5298
    Detection Rate : 0.3709
    Detection Prevalence : 0.3974
    Balanced Accuracy : 0.8218

    'Positive' class : 1

```

〈그림 12〉은 핵심고객 집단의 이탈예측 모형에 대한 성능을 평가한 것이다. 마찬가지로 민감도와 특이도에 초점을 맞춰서 평가하였으며, 각각 0.7과 0.9437이 나왔다. 그러나 해당 고객집단은 핵심고객 집단이기 때문에 해당 고객이 이탈하게 되면 기업으로서는 매우 큰 손실이다. 따라서 이를 고려하여 예측 이탈한 고객 중 실제로 이탈한 고객에 해당하는 비율인 양성 정확도에 큰 비중을 두어서 성능을 평가하였다.

결론적으로 세 집단마다 이탈에 영향을 주는 외생변수가 약간씩 차이가 있다. 그러나 세 집단은 공통으로 모두 매장 내의 서비스에 대한 불만이 상당한 것으로 판단하여, 지점마다 고객 만족도 조사를 하고 이를 지점들의 성과평가 항목에 추가하는 전략이 필요하다고 판단하였다. 또한, 위험고객 집단과 유지고객 집단은 포인트가 이탈에 영향을 주는 반면, 핵심고객의 이탈에는 전혀 영향이 없다. 이는 현재 포인트의 적립률이 너무 낮거나 포인트를 사용하기 위한 조건이 매우 까다롭다는 문제점이 있다고 판단하였다. 따라서 포인트의 적립률을 증가시키거나 위험고객 집단과 유지고객 집단을 대상으로 포인트 사용 캠페인을 고안해야 한다.



#### 4) 비예측 사건에 대한 이탈 대상 파악

<그림 13> 바이럴 데이터를 이용한 word cloud



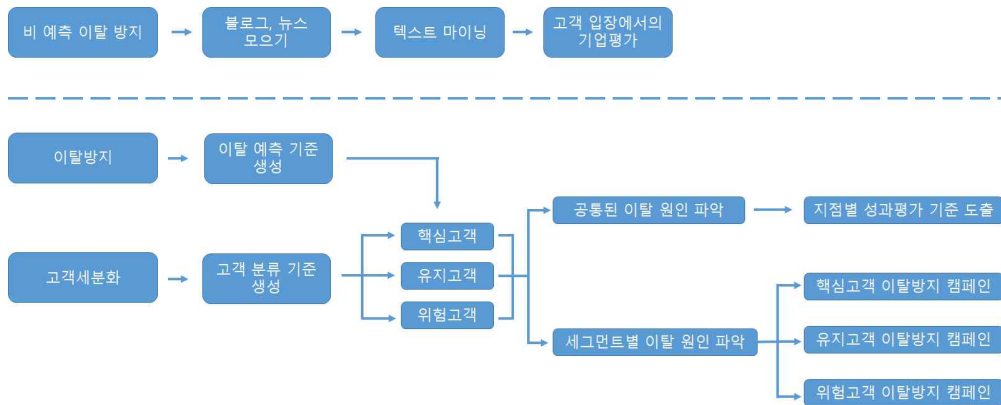
<그림 13>은 해당 기업과 관련하여 발생한 사건들에 대해서 고객들과 언론사들이 어떻게 생각하는지 또는 기업이 미처 파악하지 못한 점이 무엇인지를 파악하기 위한 바이럴 데이터를 모아서 만든 word cloud이다. 이는 단어의 빈도수가 많을수록 단어의 글자 크기가 커지게 되는데, 현재 액티브 재킷, 발암물질, 집단소송이 가장 큰 빈도수를 가지고 있음을 파악할 수 있다. 따라서 액티브 재킷을 구매한 고객들이 이탈할 것이며 소송까지 생각하고 있다는 점을 파악할 수 있다. 따라서 해당 고객들의 데이터를 추출해서 그 고객들에게 발암물질이 들어가지 않은 제품으로 교환을 해주거나 해당 기업에 쓸 수 있는 상품권을 보내는 전략을 취해야 한다. 또한, 고객들의 안심을 위해 제품들의 안정성을 테스트한 영상들과 해당 기업제품이 믿을 만하다는 인식을 심어주는 광고를 통해서 지속적으로 관리해야 한다.

# 아웃도어 산업 내 고객 세그먼트별 확장된 이탈방지 전략

STEP3 - 전략수립 결과, 기대효과 및 향후 계획

제출일	2019.06.06	팀 이름	D.W.C (Dance with customer)
과목	CRM 전략	학번	1535030, 1791231
담당 교수	김형수	이름	이동희, 안현준

## ■ 아키텍처



[그림 1] 아웃도어 이탈예측 방지 전략 아키텍처

[그림 1]은 본 전략에 대한 전반적인 아키텍처이다. 본 전략은 이탈 방지를 예측 불가능한 이탈과 예측 가능한 이탈로 나눠서 보았다.

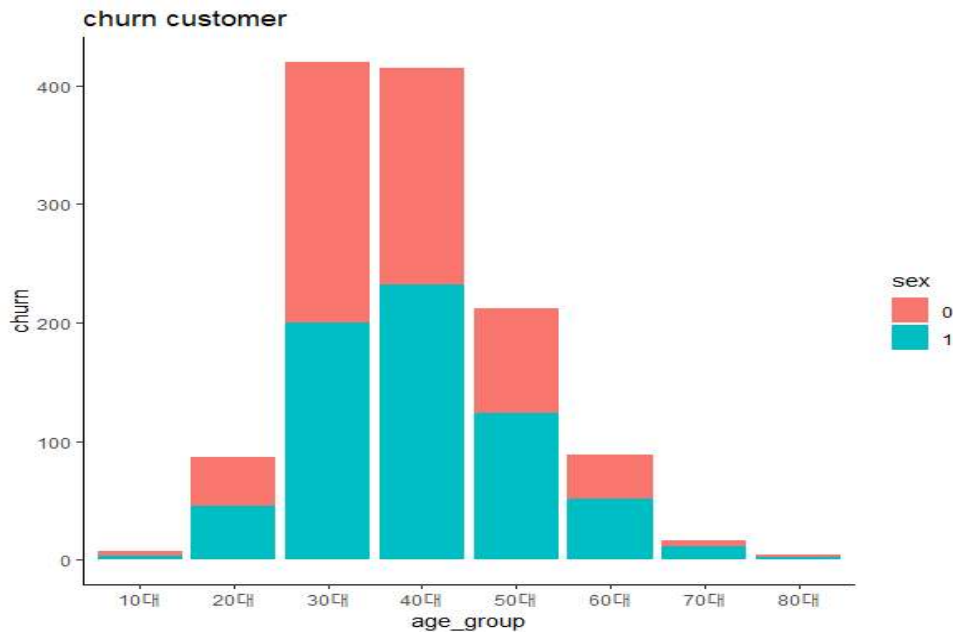
예측 불가능한 이탈의 경우, 블로그나 뉴스에서 텍스트를 모아 자연어 처리를 통해 한눈에 볼 수 있도록 시각화하였다. 이를 통해서 기업은 고객으로서 기업에 대한 평가를 파악할 수 있으며 겉으로 드러나지 않는 고객들의 전반적인 니즈를 파악할 수 있다.

다음으로 예측 가능한 이탈의 경우, 기업의 있는 고객 데이터를 분석 함으로써 예측을 하고 이에 대한 전략을 수립할 수 있다. 우선 아웃도어의 경우, 비 계약 업종이기 때문에 이탈의 기준을 정해야 한다. 따라서 step1에서 소개한 고객들의 구매주기와 방문빈도를 활용하여 새로운 파생변수인 이탈기준 변수를 만들었다. 이후 고객들의 이탈을 예측하기에 앞서 기존의 고객들을 특정 변수들을 기반으로 세그먼트를 하였다. 이는 세그먼트 별 고객들의 이탈원인이 다를 것으로 판단하였기에 각각의 세그먼트 별로 고객들의 이탈예측 모형을 사용하였다. 이러한 모형을 사용한 결과, 고객들의 공통된 이탈원인과 각 세그먼트 별 이탈원인을 발견하였다. 공통된 이탈원인은 기업의 전반적인 문제로 판단하고 이를 해결하고자 성과평가 지표에 포함하도록 하였다. 반면 세그먼트 별 이탈원인은 유지고객과 위험고객 모두 유사하였기에 둘에 대한 캠페인을 합쳐서 진행하고 하였다.



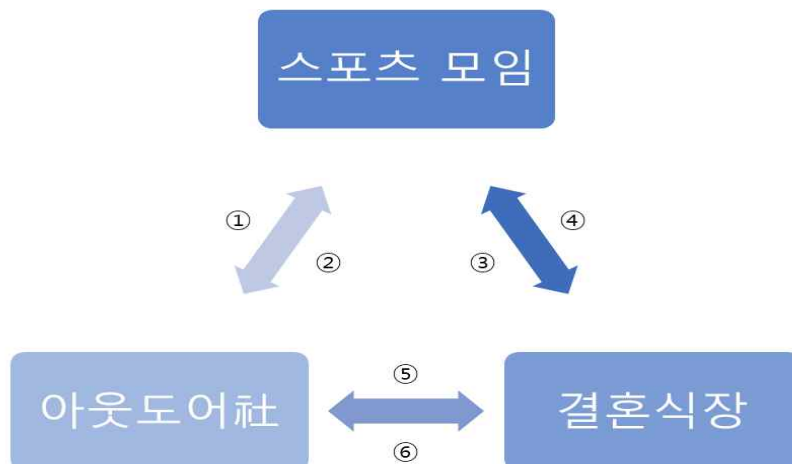
## ■ 아웃도어社の “결혼해듀오” 제휴마케팅

step2에서는 세그먼트별(위험고객, 유지고객, 핵심고객) 로지스틱 모형으로 프로파일링을 하고, 고객군별로 차별화된 캠페인을 실시했다. 하지만 본고에서 나눈 세그먼트별로 이탈방지 전략을 세우는 것도 효과적이지만, 주요 이탈고객 연령대를 파악해 그 연령대의 특성을 바탕으로 캠페인을 실시하면 좀 더 이탈방지 효과를 극대화할 수 있을 거라고 판단했다.



[그림 2] 이탈한 고객의 나이, 성별 현황

사용한 데이터에 따르면 총 이탈한 고객 중에서 연령대가 30대와 40대인 고객은 약 66% 정도로 매우 높은 비율을 차지한다. 또한, 이러한 이탈한 30대와 40대의 고객 중 결혼을 한 사람은 0.4%에 불과했다. 따라서 D.W.C.팀은 이탈한 30대와 40대의 고객에게 자체 등산동호회 개설과 결혼식장과의 제휴마케팅을 통해 다시 해당 아웃도어社에 고객이 될 수 있도록 하는 캠페인을 고안했다.



[그림 3] 아웃도어社-결혼식장 제휴마케팅 관계도

- ① 아웃도어社は 아직 미혼이면서 결혼적령기인 이탈고객들이 공통된 취미를 통해 만날 수 있도록 스포츠 모임을 지원한다.
- ② 스포츠 모임의 사람들은 모임 시 아웃도어社の 제품을 하나 이상 착용하고 참석해야 한다.
- ③ 스포츠 모임을 통해서 결혼하게 된 사람들은 아웃도어社와 제휴가 된 결혼식장에서 식을 올린다.
- ④ 결혼식장은 아웃도어社 내 스포츠 모임을 통해 알게 된 부부에게 다른 부부보다 저렴한 가격을 제시해준다.
- ⑤ 아웃도어社は 스포츠 모임을 통해 알게 된 부부들에게 제휴가 맺어진 결혼식장을 소개해 준다.
- ⑥ 아웃도어社 스포츠 모임을 통해 온 부부만큼 아웃도어社에게 수수료 제공한다.

### ■ 아웃도어社の “결혼해듀오” 제휴마케팅 파급효과

기존에 이탈방지 캠페인으로는 재획득한 고객들이 로열티가 높은 고객으로 전환될 수 없다는 문제점이 발생할 수 있다. 하지만 아웃도어社の ‘결혼식장’ 제휴마케팅을 통해 결혼까지 성공한 고객들은 해당 아웃도어社에게 고마움을 느끼게 된다. 결국, 이러한 해당 고객들은 해당 아웃도어社에 장기적으로 굉장히 로열한 고객으로 남아있을 확률이 높다.

### ■ 아웃도어社の “포인트 룰렛” 제휴마케팅

Step2에서 프로파일링을 한 결과, 외생변수인 포인트가 위험고객과 유지고객의 이탈률을 높이는 원인으로 작용하였다. 따라서 포인트를 활용을 통한 고객만족도를 높이기 위해서 아웃도어 제품과 보완재 성격을 갖는 제품들을 생산하는 업체와 아웃바운드 제휴마케팅을 맺고자 하였다.



<그림 4> 포인트 활용을 위한 포인트 룰렛

<그림4> 은 ‘포인트 룰렛’으로 고객들이 가지고 있는 포인트를 사용함으로써 룰렛을 돌릴 수 있고, 투자한 포인트가 많으면 많을수록 더 고가의 제품이 뽑힐 확률이 높도록 설정했다. 상품의 항목 중에서 ‘블리츠 스피커’와 ‘콜맨 캠핑 세트’는 아웃도어社 제품과 보완재 성격을 가진 상품이다. ‘등산복 하의’와 ‘골프채’의 경우, 단일 상품만 제공함으로써 고객들에게 교차판매를 유도한다. 또한, 해당 상품에 추가 금액을 지급하면 해당 상품보다 고가의 제품으로 교환할 수 있어 상승 판매도 유도한다. 그러나 위험고객에게 교차 및 상승 판매를 유도하는 것은 자칫하면 이탈로 연결될 수 있다. 이를 방지하고자 고객들이 원하면 타인에게 상품을 양도할 수 있도록 한다. 이러한 타인 양도는 기존 고객들의 만족도 상승뿐만 아니라 새로운 유치도 가능하게 된다.

### ■ 아웃도어社의 “포인트 룰렛” 제휴마케팅 파급효과

포인트 룰렛의 제휴마케팅 파급효과는 다음과 같다. 첫째, 아웃도어社 입장에서는 포인트를 사용하지 않고 있는 고객들에게 포인트 사용을 독려함으로써 회계상 채무로 책정되는 잔여 포인트를 상환할 기회를 얻는다. 둘째, 소비자에게 룰렛으로 기존의 아웃도어社 제품과 보완재 성격을 같은 제품을 제공함으로써 고객만족도를 높일 수 있다. 셋째, 교차/상승 판매를 유도하기 위해 등산복 하의나 골프채와 같은 단일 상품을 상품에 넣어서 고객들이 좀 더 아웃도어社의 로열한 고객으로 전환되게 할 수 있다.

## ■ 고객만족도 조사를 위한 설문 조사

step2에서 각 세그먼트를 프로파일링한 결과, 모든 세그먼트에서 최근성 또는 구매빈도가 이탈률을 증가시키는 원인으로 나왔다. 이는 매장방문에 따른 불쾌함 또는 불만이 쌓인 결과라고 판단하였다. 따라서 이를 개선하고자 고객들을 대상으로 설문 조사를 하고 이를 지점별 성과평가에 반영하고자 하였다.

[그림 5] 고객만족도 조사 설문지

[그림 5]는 설문 조사에 쓰일 설문지 샘플이다. 이러한 설문 조사는 자발적으로 이루어져야지 반응률과 신뢰성이 높게 평가되기 때문에 모든 고객에게 조사하지 않고 부분적으로 조사하기로 하였다. 우선 고객들의 메일이나 문자로 랜덤하게 조사할 경우, 고객들이 자칫하여 스팸



[그림 6] 설문 조사를 위한 영수증

으로 처리할 가능성이 크다.

따라서 [그림 6]과 같이 영수증 하단에 QR코드로 프린트하여 고객들에게 설문 조사에 응해주실 경우, 소정의 포인트를 제공한다는 점을 명시하여 자발적인 응답을 받고자 하였다.

## 설문 조사의 파급효과

이러한 설문 조사는 고객들이 오프라인 매장을 방문함으로써 느꼈던 불만을 해결할 수 있으며, 이러한 설문 조사 내용을 성과평가 항목에 추가함으로써 지점별 매장관리를 더욱 청결하고 친절한 직원들로 운영될 수 있도록 만들 수 있다.

## 수익

각 세그먼트별 고객들의 이탈예측은 고객과의 지속적인 관계를 유지하기 위함이다. 이러한 지속적인 관계는 기업의 장기적인 수익으로 연결되는데 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

세그먼트별 이탈고객	총 구매금액	positive pred value	실질수익
위험고객	114,283,150원	0.5882	67,221,349원
유지고객	193,618,390원	0.7718	149,434,673원
핵심고객	201,396,050원	0.9333	187,962,933원

[표 1] 이탈고객 재획득에 따른 수익

[표 1]의 총 구매금액은 각 세그먼트 별 이탈이라고 예측된 고객들의 과거 총구매금액의 합계이다. 이는 고객들의 이탈을 예측하고 고객으로 전환함으로써 기대할 수 있는 수익이다.

그러나 해당 프로젝트에서 만든 이탈예측 모형은 100% 예측을 하지 않기 때문에 각 세그먼트에서 사용한 이탈예측 모형의 성능 평가에서 얻은 positive pred value를 사용하여 수정하였다. 이는 실제 이탈이면서 모형에서 이탈이라고 예측한 인원수를 전체 이탈이라고 예측한 인원수로 나눠서 구한 값이다. 이러한 값을 각 세그먼트 별 이탈고객들의 과거 총구매금액의 합계에 곱하여 실질적으로 기업이 얻는 실질수익을 계산하였다.

## ■ 비용

본 프로젝트에서는 고객들의 이탈을 방지하고자 “결혼해 듀오”, “포인트 룰렛”, “고객만족도 설문 조사”라는 세 가지 캠페인을 제시하였고 이에 대한 비용을 계산하였다.

캠페인 “결혼해듀오”의 경우, 웨딩 전문 업체인 율리어나 웨딩과 제휴를 맺어서 하고자 하였다. 따라서 해당 웨딩 업체에서 가장 실속있는 88만원 패키지를 제공하기 때문에, 그에 따른 비용은 50만 원으로 예상되어 진다. 이는 아웃도어는 고객들의 만족도 향상을, 웨딩 업체는 홍보 효과를 얻기 때문에 해당 비용을 웨딩 업체와 대략 절반씩 부담할 것으로 예상된다.

이탈고객 성별	인원	커플 수	커플당 비용	총비용
남자	579명	579커플	500,000원	289,500,000원
여자	667명			

[표 2] 결혼해듀오 캠페인에 따른 비용

[표 2]는 전체 이탈고객들이 모두 커플로 맺어질 경우, “결혼해듀오” 캠페인에 들어가는 총비용을 계산한 것이다. 커플의 수는 한 쌍을 기준으로 이루어지며, 커플 한 쌍당 들어가는 비용인 50만원을 곱해서 구한 값이다.

캠페인 “포인트 룰렛”의 경우, 당첨 상품 중 스피커와 캠핑용품에 대해서만 제휴를 맺게 된다. 스피커는 브리즈라는 업체와 제휴를 맺으며 상품은 휴대하기 용이하고 방수가 되는 제품을 제공하고자 한다. 가격은 79,000원이며 이것도 마찬가지로 브리즈와 절반씩 나눠서 부담한다. 캠핑 용품은 콜맨이라는 업체와 제휴를 맺으며 상품은 캠핑에서 최소한으로 필요한 제품들을 묶어서 제공하고자 한다. 가격은 476,000원으로 마찬가지로 콜맨과 절반씩 나눠서 부담한다. 등산복 하의와 골프백은 해당 기업 내 인기 제품 중 하나를 선택하였으며, 가격은 각각 150,000원, 690,000원이다.

룰렛 사은품	단위당 비용	단위	총비용
골프백	690,000	10	6,900,000원
캠핑용품	238,000원	50	11,900,000원
아웃도어 하의	150,000원	150	22,500,000원
스피커	39,500원	300	11,850,000원

[표 3] 포인트 룰렛 캠페인에 따른 비용

[표 3]은 룰렛 사은품에 들어가는 비용을 계산한 값이다. 이는 단위당 비용과 기업에서 정한 사은품 제공 개수인 단위를 곱하여 전체 비용을 계산하였다. 이를 고려하여 룰렛의 당첨확률을 조정해야 하며 포인트를 많이 쓸수록 당첨확률이 높아지게 설정하고자 한다.

마지막으로 설문 조사의 경우, 각 세그먼트에서 공통으로 나타난 이탈의 원인인 지점별 고객 응대에 대한 실태를 조사하기 위해서 설문 조사를 이용한다고 하였다. 그러나 이는 구글 설문지를 이용하였기에 별도의 비용을 발생하지 않았다.

<b>이익</b>	<b>404,618,956</b>
고객 재획득 이익	404,618,956
<b>비용</b>	<b>342,650,000</b>
결혼해듀오 캠페인	289,500,000
룰렛 캠페인	53,150,000
<b>순이익</b>	<b>61,968,956</b>

[표 4] 전략에 따른 순이익

[표 4]는 기업이 캠페인을 함으로써 얻는 순이익을 계산한 것이다. 즉, 전체 비용을 제외하고 6천 1백만 원 정도의 순이익을 얻게 된다. 그러나 본 전략의 효과가 충분하여 꾸준히 진행된다면 기업의 이미지 개선과 만족도가 높아진 고객들로 인해 장기적으로 추가적인 이윤을 계속 얻을 수 있으리라 판단하였다.

## ■ 향후 추진계획

고객이 거래를 이탈하고 유지하는 요인에는 통계적 고객 분석 결과 외에도 정성적, 경쟁적, 사회적 요인이 있을 수 있으며, 아웃도어 제품의 경우 CS 불만, 가격 불만족, 상품 불만 같은 정성적인 요인과 브랜드 선호도 약화, 경쟁사의 변화 등의 경쟁적인 요인에 의해서 좌우될 수도 있다. 또한, 경기 침체, 소비 심리 위축 등의 사회적 요인도 영향을 미칠 것이다. 따라서 향후 이탈방지 프로젝트에는 이러한 요소들까지 복합적으로 분석하여 고객의 이탈 및 유지에 대한 영향 요소를 결정해야 한다.

또한, 본 프로젝트의 수익성을 정의할 때 고객 이탈예측 성공 확률(positive pred value)을 이용했으나, 제시한 경제성 분석이 있으려면 다양한 방법에 따른 수익을 정의하고 본 보고서에서 제시하고 있는 수익 및 비용이 적절하다는 것을 실험적으로 검증할 필요가 있다.