R 실습 - 사례

과제 풀이

18.3 테이코 소프트웨어 카탈로그 판매회사

테이코 소프트웨어 카탈로그 판매회사

구매가능성이 높은 대상자들을 선택하여 카탈로그를 발송하기 위해 사용할 모델을 개발하려고 한다.

- 1. 각 카탈로그는 발송까지 약 2달러가 소요된다(인쇄, 우표 그리고 발송 비용 포함). 고객 데이터베이스에서 무작위로 선택한다면 나머지 180,000명에게 회사가 기대할 수 있는 총 수익을 추정해 보시오
- ▶ 103 × (180,000 × 0.053) 2 × 180,000 = 622,620 고객 1명당 평균 구매 금액 × (180,000 명 중 평균 구매자의 수) - 180,000명에게 발송하는 비용
- 2. 구매자나 혹은 비구매자로 고객을 분류하여 모형을 만드시오
 - 각 케이스마다 t값 800개, v값 700개, s개 500개를 할당한 후 분할 변수에 따라 데이터를 학습자료로 추출하시오.
 - 완전한 로지스틱 회귀 모형을 이행하고, 변수의 최량 부분 집합을 선택하고, 그 변수를 이용하여 데이터에서 구매자와 비구매자를 찾는 회귀모형을 실행하시오(로지스틱 회귀는 예상 '구매확률 ' 을 산출해주기 때문에 사용하는데 이것은 나중에 분석 작업에서 필요하다).
 - 변수의 최량 부분 집합은 freq, source_h1, web.order1, source_c1, source_u1, address_is_res1, source_b1, source_a1, source_w1을 포함 logit(Y)
 = -3.3761 + 2.5660 × freq 4.2013 × source_{b1} + 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c1} + 1.1590 × source_{w1} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c1} + 1.1590 × source_{w1} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c1} + 1.1590 × source_{w1} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{w1} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} + 1.1590 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 1.0444 × source_{c2} 0.7987 × web.order1 0.7987 × web.orde
 - $= -3.3761 + 2.5660 \times freq 4.2013 \times source_{h1} + 0.7987 \times web. order1 1.0444 \times source_{c1} + 1.1590 \times source_{u1} 0.7443 \times address \ is \ res1 0.8460 \times source_{b1} + 0.8149 \times source_{a1} + 0.6137 \times source_{w1}$

테이코 소프트웨어 카탈로그 판매회사

구매가능성이 높은 대상자들을 선택하여 카탈로그를 발송하기 위해 사용할 모델을 개발하려고 한다.

- 3. 구매자들의 지출을 예측할 수 있는 모형을 개발하시오.
 - 데이터 시트의 복사본(데이터2)을 만들어서 Purchase 변수에 따라 정렬하고 Purchase 값이 0인 기록들을 제거한다(결과적으로 데이터2에는 구매자만 남는다)
 - 분할 변수에 근거해서 데이터세트를 학습용과 검증용으로 나누시오.
 - 두 가지 기법(다중 선형회귀 / 회귀나무 모형)을 사용하여 지출 예측 모형을 개발하시오.
 - 검증 데이터 평가 결과를 기준으로 하나의 모형을 선택하시오.
- ▶ 검증 데이터로 각 모델에 rmse를 계산한 결과 값이 더 작은 다중 선형회귀 선택(다중 선형회귀: 163.281, 회귀나무: 185.771) 다중 선형회귀 모델:

 $Y = 40.089 + 45.805 \times US1 + 51.116 \times source_{r1} + 92.325 \times Freq - 0.027 \times last \ update \ days \ ago - 94.043 \times address \ is \ res1 - 87.059 \times source_{m1}$

테이코 소프트웨어 카탈로그 판매회사

- 4. 원본 평가 데이터 분할로 돌아가시오. 이 평가용 데이터는 구매자와 비구매자를 모두 포함하고 있다는 것을 유념하시오. 비록 이 평가용 데이터가 선택된 분류 모형의 평가 점수를 포함하고 있지만 아직까지 이 분할을 사용하지 않았으므로 우리 모형들의 수 행 평가로부터 공정한 값을 기대할 수 있다. 작업하는 시트의 평가용 데이터 부분의 카피를 만드는 것이 최선의 방법인데 그것에 분석을 적용할 것이기 때문이다. 이 카피는 스코어 분석이라고 불린다.
 - 이 시트에 평가용 데이터 분류에서 나온 '성공 예상 확률'(성공=Purchase) 칼럼을 복사하시오.
 - 이 시트에 선택된 예측 모델의 점수를 기록하시오.
 - 구매 예상 확률(성공) / 실제 지출(달러) / 예상 지출(달러) 칼럼들을 서로 인접할 수 있도록 배치하시오.
 - '구매 예상 확률 ' 에 0.107을 곱한 '수정 구매 확률' 칼럼을 추가하시오. 구매자를 과다표집 않도록 하기 위함이다.
 - 기대 지출 칼럼을 추가하시오(수정 구매 확률 X 예상 지출).
 - '예상 지출' 칼럼을 기준으로 모든 기록들을 정렬하시오.
 - 누적 향상도를 계산하시오(=누적 '실제 지출 ' 을 평균 지출로 나눈다).
 - 이 누적 향상 곡선을 사용하여 데이터 마이닝 모형을 근거로 우송한 결과 얻어지는 최대 순이익을 추정하시오.

onmulative_profit

Cumulative Profit Curve

Index

그래프의 최대점(즉, 최대 순이익)은 805.791이다

• 데이터 로드 및 binary 변수 설정

```
library(xlsx)
library(data.table)

df <- read.xlsx('D:/DM_TA/Tayko.xls', 2)
colnames(df)
binary_col <- c(2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,21,22,23,24)
for (i in binary_col){
   df[[i]] <- factor(df[[i]])
}</pre>
```

• 데이터 분할을 통해 학습, 검증, 평가 데이터 생성

```
list_of_datset = split(df, df$Partition)
nrow(list_of_datset[[1]])
nrow(list_of_datset[[2]])
nrow(list_of_datset[[3]])
training_data <- list_of_datset[[2]]
validation_data <- list_of_datset[[3]]
test_data <- list_of_datset[[1]]</pre>
```

• 변수의 최량 부분 집합을 고려한 로지스틱 회귀 모형 생성

```
fullmod <- alm(Purchase ~ US+source_a+source_c+source_b+source_d+source_e+
                  source_m+source_o+source_h+source_r+source_s+source_t+source_u+
                  source_p+source_x+source_w+Freq+last_update_days_ago+Xlst_update_days_ago+
                  web.order+Gender.male+Address_is_res, data = training_data, family = binomial(link=logit))
nothing <- glm(Purchase ~ 1, data = training_data, family = binomial(link=logit))
bothways <- step(nothing, list(lower=formula(nothing),upper=formula(fullmod)).direction="both".trace=0)
summary(bothways)
prediction <- predict(bothways, newdata = test_data)</pre>
logistic_result <- (10/prediction)/(1+10/prediction)
show(logistic_result)
call:
qlm(formula = Purchase ~ Freq + source_h + Web.order + source_c +
    source_u + Address_is_res + source_b + source_a + source_w,
    family = binomial(link = logit), data = training_data)
Deviance Residuals:
             10 Median
                             30
-3.4924 -0.5393 -0.1707 0.5645 2.2303
Coefficients:
               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)
               -3.3761
                          0.2902 -11.633 < 2e-16 ***
                2.5660
                          0.2212 11.598 < 2e-16 ***
Frea
source_h1
               -4.2013
                          0.6055 -6.939 3.95e-12 ***
Web.order1
                0.7987
                          0.2026
                                 3.943 8.06e-05 ***
source_c1
                -1.0444
                          0.4287 -2.436 0.01485 *
                1.1590
                          0.3286
                                 3.527 0.00042 ***
source_u1
Address_is_res1 -0.7443
                          0.2829 -2.631 0.00852 **
source_b1
                -0.8460
                          0.5304 -1.595 0.11071
source al
              0.8149
                          0.3388
                                 2.406 0.01614 *
source_w1
                0.6137
                          0.2866 2.142 0.03222 *
signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
    Null deviance: 1106.83 on 799 degrees of freedom
Residual deviance: 612.12 on 790 degrees of freedom
AIC: 632.12
Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

• Purchase 값이 0인 기록들을 제거 및 학습용, 검증용 데이터 생성

```
new_df <- df[!(df$Purchase==0),]
new_list_of_datset = split(new_df, new_df$Partition)
training_data <- new_list_of_datset[[2]]
validation_data <- new_list_of_datset[[3]]
setDT(training_data)[,c("sequence_number", "Purchase", "Partition", "NA.","NA..1"):=NULL]
setDT(validation_data)[,c("sequence_number","Purchase", "Partition", "NA.","NA..1"):=NULL]</pre>
```

• 지출 예측 모형(다중 선형 회귀 / 회귀나무 모형)

• 지출 예측 모형 평가

```
install.packages('Metrics', dependencies = TRUE)
library(Metrics)
actual_spending <- validation_data$Spending
prediction_ml <- predict(step, newdata = validation_data)</pre>
prediction_rt <- predict(p_regression_tree, newdata = validation_data)</pre>
rmse(prediction_ml, actual_spending)
rmse(prediction_rt, actual_spending)
call:
lm(formula = Spending ~ US + source_r + Freq + last_update_days_ago +
    Address_is_res + source_m, data = training_data)
Residuals:
    Min
            1Q Median
                            3Q
                                  мах
-441.51 -97.94 -19.33 68.56 1106.77
Coefficients:
                      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
                     40.088876 29.376596 1.365 0.17319
                     45.805429 22.725345 2.016 0.04456 *
US1
                     51.115576 33.338519 1.533 0.12607
source_r1
                     92.325315 5.499509 16.788 < 2e-16 ***
Freq
last_update_days_ago -0.025709 0.008255 -3.115 0.00199 **
Address_is_res1
                    -94.043053 20.838332 -4.513 8.59e-06 ***
source_m1
                    -87.059305 59.673852 -1.459 0.14543
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 166.5 on 372 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.5102, Adjusted R-squared: 0.5023
F-statistic: 64.59 on 6 and 372 DF, p-value: < 2.2e-16
```

• 선택된 예측 모델의 점수, 수정 구매 확률, 기대 지출 칼럼 계산 및 추가

```
prediction_ml_test <- predict(step, newdata = test_data)
score_analysis <- setDT(test_data)[,c("sequence_number", "Partition", "NA.","NA..1"):=NULL]
logistic_result <- 0.107*logistic_result
score_analysis <- cbind(score_analysis, prediction_ml_test, logistic_result)
expected_spending <- prediction_ml_test * logistic_result
score_analysis <- cbind(score_analysis, expected_spending)</pre>
```

• 예상 지출' 칼럼을 기준으로 기록 정렬 및 누적 향상도 계산

```
score_analysis <- score_analysis[order(-expected_spending),]
cumulative_actual_spending <- sum(score_analysis$Spending)
average_spending <- sum(logistic_result * score_analysis$Spending)
cumulative_lift <- cumulative_actual_spending/average_spending
show(cumulative_lift)</pre>
```

• 누적 향상 곡선 그리기 및 최대 순이익 추정

```
present_profit <- 0
cumulative_profit <- vector()
show(score_analysis$expected_spending)
for(i in 1:length(score_analysis$expected_spending)){
   present_profit <- present_profit + (score_analysis$expected_spending[i]) - 2*i
   cumulative_profit[i] <- present_profit
}
plot(cumulative_profit, main = 'Cumulative Profit Curve', ylim=c(-25000,2000))
max(cumulative_profit)</pre>
```

Cumulative Profit Curve

