マーケティング科学期末レポート

1610285 酒井啓輔* 平成31年2月6日

^{*}電気通信大学情報理工学域1類経営・社会情報学プログラム

1 課題

スマートフォンの市場について考える。そのうち自分の使っている SHARP についてマーケティング戦略を策定する。

まず市場調査を行う。データは後述する web サイトから参照した。集めたデータラベルは

- 最大クロック数
- コア数
- \bullet RAM
- ROM
- 重量
- 画面解像度 (縦・横)
- 画面サイズ
- 本体の厚さ
- 非接触充電機能の有無
- ワンセグ
- OS
- 価格
- 外カメラ画素数
- 内カメラ画素数
- バッテリー容量
- 販売台数

調べる企業は

- \bullet Apple
- Sony
- SHARP
- SAMSUNG
- Fujitsu
- HUAWEI

それぞれハイエンド機種を代表として比較した。機種は以下の通り

- iPhoneXR
- Xperia XZ3
- AQUOS R2

- Galaxy Note9
- arrows NX
- HUAWEI P20 Pro

2 重回帰分析を用いた市場の推定

これらの値を重回帰分析を行うことで販売台数を目的変数とする重回帰式を求める。重回帰分析には sklearn を使用した。

ソースコード 1: 重回帰分析

```
import pandas as pd
from sklearn import linear_model
import numpy as np
HEADER_ENGLISH = ('clock', 'core', 'RAM', 'ROM', 'Weight',
                              'screen', 'height', 'width', 'depth',
                              'wireless_charge', 'one_seg', 'ios',
                              'Android', 'value', 'out_camera',
                              'in_camera', 'battery', 'share'
df = pd.read_csv('data.csv', encoding='shift-jis'
                names = HEADER_ENGLISH
                , index_col = 0
                 skiprows = 1
clf = linear_model.LinearRegression()
# 正規化して使用した
df_n = df.apply(lambda x:(x-np.mean(x))/(np.max(x)-np.min(x)))
# 正規化した結果iosと同じ値となったのでAndroidとcoreのカラムは消去した
df_expect_share = df_normalize.drop('share', axis = 1)
df_expect_share = df_expect_share.drop('Android', axis = 1)
df_expect_share = df_expect_share.drop('core', axis = 1)
Y = df_normalize['share']
\# fitting
clf.fit(df_expect_share, Y)
print(pd.DataFrame({"Name":df_expect_share.columns
                   , 'Coefficients': clf.coef_ }))
        )
```

```
, , ,
                 Name
                         Coefficients
                 clock
                              0.002580
0
                   RAM
                             -0.244887
1
2
                   ROM
                             -0.077489
3
                Weight
                              0.104058
                              0.121683
               screen
4
5
               height
                              0.066245
6
                 width
                             -0.199049
7
                 depth
                             -0.080575
8
     wireless\_charge
                             -0.013213
9
              one\_seg
                             -0.142940
                             0.329605
10
                   ios
11
                 value
                             -0.044795
12
           out\_camera
                             -0.197650
13
                             -0.074062
            in\_camera
              battery
                             -0.103846
14
,,,
# 切片
\mathbf{print}\,(\,\mathtt{clf}\,.\,\mathtt{intercept}_{-})
\# -3.284491206674276e{-17}
#寄与率
print(clf.score(df_expect_share, Y))
# 1.0
```

この変数のうち係数の絶対値の大きい ios, RAM, out_camera, width を採用した。 この4つの変数を用いて推定した結果を可視化したものが以下である。

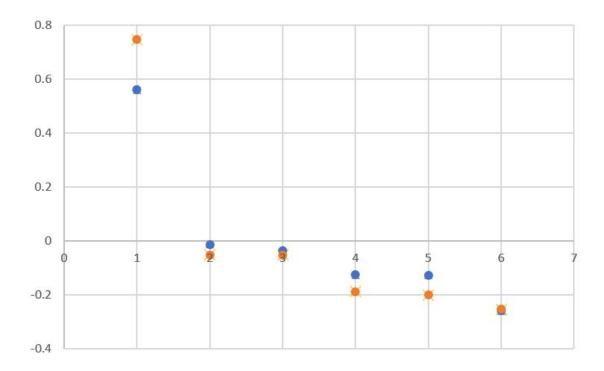


図 1: 重回帰分析による近似値と実測値

3 市場の作成

今回考えるマーケティング戦略は各属性についてどのように広告費を振り分けると効率が良いかである。 今回ピックアップした4つの属性についてSHARPはどの属性を押し出して広告するのが効率的だろうか。 消費者数は1000各消費者の重視度は平均を重回帰分析で求めた係数として重みづけた正規分布に従う乱 数とした。標準偏差は0.5で設定した。

ソースコード 2: 市場の作成

```
import pandas as pd
import numpy as np

ios = np.random.normal(loc = 0.329605, scale = 0.5, size = 1000)

RAM = np.random.normal(loc = -0.244887, scale = 0.5, size = 1000)
out_camera = np.random.normal(loc = -0.19905, scale = 0.5, size = 1000)
width = np.random.normal(loc = -0.19765, scale = 0.5, size = 1000)
market = pd.DataFrame([ios, RAM, out_camera, width])
market.T.to_csv('market.csv')
```

同時に正規化した各製品の属性値を求めておく。

ソースコード 3: 正規化した各製品の属性値

```
HEADER_ENGLISH = ('clock', 'core', 'RAM', 'ROM', 'Weight', 'screen', 'height', 'width', 'depth', 'wireless_charge',
```

```
'one_seg', 'ios', 'Android', 'value',
                                   'out_camera', 'in_camera', 'battery', 'share
product_data = pd.read_csv('data2.csv', encoding='shift-jis'
                 names = HEADER\_ENGLISH
                   index_col = 0
                   skiprows = 1
#抽出
product_data = product_data.loc[:,['ios', 'RAM', 'out_camera', 'width']]
# 正規化
product_data = product_data.apply(lambda x: (x-np.mean(x))
                     /(\operatorname{np.max}(x) - \operatorname{np.min}(x))
, , ,
                 RAM
        ios
                          out\_camera
                                           width
iPhone XR
                 0.833333
                                  -0.500000
                                                    -0.339286
                                                                     -0.485348
Xperia XZ3
                 -0.166667
                                   -0.166667
                                                    -0.082143
                                                                     0.075092
AQUOS R2
                                  -0.166667
                 -0.166667
                                                    0.039286
                                                                     0.075092
Galaxy Note9
                 -0.166667
                                  0.500000
                                                    -0.332143
                                                                     0.075092
arrows NX
                 -0.166667
                                   -0.166667
                                                    0.053571
                                                                     0.514652
HUAWEI P20 Pro -0.166667
                                  0.500000
                                                    0.660714
                                                                     -0.254579
```

4 広告効果の設定

今回多属性モデルと広告の効果を以下の式とした。

$$U_i = \Sigma(b_{ij} * e_i * m_{ij})$$

- b_{ij} 製品jの属性iの値
- e_i 顧客の属性 i の重視度
- m_{ij} 製品jの属性値iの顧客の理解度

また理解度は広告費に基づく指数分布に従い

$$m_{ij} = 0.003^{\exp(-0.04*a_{ij})}$$

とした。各社が持っている資金は 200 で SHARP 以外の企業はどの属性値にも 50 ずつ広告費を投入する。 標準偏差を 0.1 として正規分布に従う乱数として各ユーザーごと製品ごと属性ごと決定した。

def ad_effect(money):

```
return 0.003**np.exp(-0.04*money)
marketing = pd.DataFrame([[50, 50, 50, 50]
                            , [50, 50, 50, 50]
                            , [50, 50, 50, 50]
                            , [50, 50, 50, 50]
                            , [50, 50, 50, 50]
                            , [50, 50, 50, 50]
                           , columns = ['ios', 'RAM', 'out_camera', 'width']
                           , \ \ index= \ [\ 'Apple\ '\ , \ 'Sony\ '\ , \ 'SHARP'\ ,
                                        'SAMSUNG', 'Fujitsu', 'HUAWEI']
                          )
effect_of_marketing = []
for i, name in enumerate(marketing.index):
    for j , column in enumerate(marketing.columns):
        effect_of_marketing.append(np.random.normal(
                                           loc = ad_effect (marketing.iloc[i, j])
                                          , \ \ scale \ = \ 0.1
                                          size = 1000
                                          )
effect_of_marketing = np.array(effect_of_marketing)
pd.DataFrame(effect_of_marketing).T.to_csv("effect.csv")
```

市場シェア

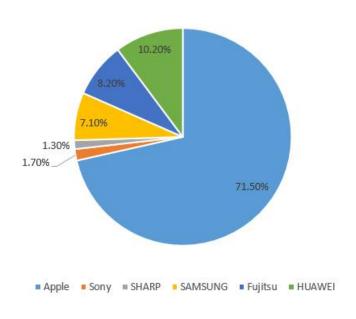


図 2: 市場シェア率

5 広告効果の最適化

多変数の最適化は数学的に困難である。そこで広告費の割り当てを整数の離散値として総当たりで求める。

ソースコード 5: 広告費用の離散最適化

```
results = []
sets = []
for a in range (201):
    for b in range (201-a):
         for c in range (201-a-b):
              d = 200 - (a+b+c)
              result = product\_data.loc \left[ \text{'AQUOS\_R2','ios'} \right] *a*0.329605
                   + \text{ product\_data.loc} [ 'AQUOS\_R2', 'RAM'] * b * (-0.244887)
                   + product_data.loc['AQUOS_R2', 'out_camera']*c*(-0.19905)
                  + \ \mathtt{product\_data.loc} \left[ \ 'AQUOS\_R2' \ , \ 'width' \right] * d* (-0.19765)
              results.append(result)
              sets.append([a, b, c, d])
m_result = max(results)
for i, result in enumerate(results):
    if result == m_result:
         print(i)
 #output: 20300
```

```
sets[20300]
# [0, 200, 0, 0]
```

最適化した広告費を市場に適応させる。理解度についてのテーブルを変更する。

ソースコード 6: 広告費を変更した各製品の属性ごとの理解度

```
marketing = pd.DataFrame([[50, 50, 50, 50]])
                           , [50, 50, 50, 50]
                           , [0, 200, 0, 0]
                           , [50, 50, 50, 50]
                           , [50, 50, 50, 50]
                           , [50, 50, 50, 50]
                          , columns = ['ios', 'RAM', 'out_camera', 'width']
                          , index = ['Apple', 'Sony', 'SHARP',
                               'SAMSUNG', 'Fujitsu', 'HUAWEI']
effect_of_marketing = []
for i, name in enumerate(marketing.index):
    for j, column in enumerate(marketing.columns):
        effect_of_marketing.append(np.random.normal(
                loc = ad_effect(marketing.iloc[i, j])
                                        , scale = 0.1
                                        size = 1000
effect_of_marketing = np.array(effect_of_marketing)
pd.DataFrame(effect_of_marketing).T.to_csv("effect_change.csv")
```

この結果が以下のグラフである。

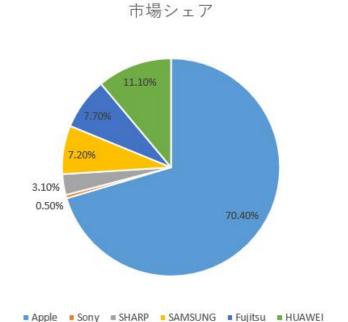


図 3: 広告費用変更後の市場シェア率

6 考察

はっきり言えば広告費を最適化したところでシェア率が大幅に上昇することはなかった。これは ios の人気が高いにもかかわらず、その他の属性値で iPhone との差別化ができていないことに起因する。逆に属性値の似通った Sony の Xperia のシェアは広告費の変更によって奪うことができた。

顧客の属性値の scale を大きくしている為、ニッチ層が多くできたことも SHARP がシェアを取れなかったことの原因の一つである。特に HUAWEI は iPhone とは逆にカメラの画素数を上げ、RAM を多く積んでいる。比較的大きな分散で画素数や RAM の高スペックを望む層について顧客を確実に獲得している。

なぜか iPhone が日本では圧倒的なシェアを誇ってしまっているのでその傾向に引きずられている。iPhone と似通うと顧客の満足度には近づくが、iPhone に負ける為購入に至らないケースが大かった。

スマートフォン等の電子機器を始め、比較的高額な商品は消費者も吟味して一番良いと思ったものを買う ためその顧客にとって1番でなければシェアが取れないことを痛感した。

7 今後の課題

- 市場自体を動かしてiosからシェアを奪うにはどうすればよいか。
- Android の中でシェアを獲得するにはどうしたらいいだろうか。
- 製品改良はどこを重視していけばよいだろうか。
- 顧客が求める商品像とは。
- 標準偏差は正しかっただろうか

参考文献

- [1] docomo https://www.nttdocomo.co.jp/product/?icid=CRP_TOP_to_CRP_PRD
- [2] デジマライフ iphone バッテリー容量比較 https://digimamalife.com/iphone-ipad-battery-size
- [3] ITmedia Mobile http://www.itmedia.co.jp/mobile/articles/1805/11/news133.html
- [4] 株式会社ウェブレッジ
- [5] Python でデータサイエンス https://pythondatascience.plavox.info/scikit-learn/%E7%B7% 9A%E5%BD%A2%E5%9B%9E%E5%B8%B0