

回帰分析を用いた

オストンの 犯罪率分析

データ解析第二 中央大学理工学部ビジネスデータサイエンス学科14班 データセット取得先:Kaggle



目次

Chapter.01

Chapter.03

利用データの説明

背景と目的

Chapter.05

pter.05

Chapter.06

考察,まとめ

Chapter.07

実装コード

Chapter.04

分析結果1

手法の説明

Chapter.02

分析結果2

背景と目的



住環境から犯罪率を予測し、 犯罪発生率を下げる方法を模索したい。

現状

- ・アフリカ南部やアメリカなどで犯罪が多いイメージ有
- ・クルド人による犯罪行為の問題視 (in Japan)

目的

- ・犯罪行為発生には犯行動機だけでなく住環境も関係するのでは??
- ・犯罪の起こりやすい住環境の特徴把握->効率的な見回り(犯罪抑止)

線形回帰モデルとは

線形回帰モデル式とその実装

$$y_i = \alpha + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{j,i} + \varepsilon_j, \quad \varepsilon_j \sim N(0, \sigma^2)$$

切片

偏回帰係数 …j番目の説明変数の係数



- 1 #*R での線形回帰モデルの実装*
- 2 result = lm(被説明変数 ~ 説明変数1, 説明変数2, 説明変数3+..., data= データ名)
- 3 summary(result)

線形回帰モデルとは

線形回帰モデルのメリットデメリット

「メリット」

- ・解釈が容易 各偏回帰係数が目的変数への影響度を示す
- ・モデルがシンプル 過学習しにくく、変数の影響を理解しやすい

「デメリット」

- 多重共線性の影響 説明変数間に強い相関があると信頼性低下
- ・複雑な相互関係は示せない 非線形関係,高次元の関係は示せない。

利用データの説明

kaggle

ボストンの住宅価格データ

Boston House Prices Advanced Regression Techniques

注

本来は、住宅価格を予測するコンペのデータであるが、今回は犯罪発生率を予測するものとして扱った。

Data

町別人ロー人当たりの犯罪発生率 DIS 住宅用地の割合 **RAD** ZN INDUS 非小売業用地の割合 TAX CHAS チャールズ川に接するかのダミー変数 **PTRATIO** NOX 一酸化窒素濃度 平均部屋数 LSTAT RM 老朽化の進んでいる持ち家の割合 AGE **MEDV**

Kaggle

高速道路までのアクセス性指数 固定資産税率 町ごとの生徒と教師の比率 黒人の割合

5つの雇用センターまでの過重距離

LSTAT 地位の低い人口の割合 MEDV 居住住宅価格の中央値

Boston House Prices-Advanced Regression Techniques, Kaggle, 2021, (https://www.kaggle.com/datasets/fedesoriano/the-boston-houseprice-data?resource=download)

分析結果1

全ての説明変数を用いた場合

```
lm(formula = CRIM ~ ZN + INDUS + CHAS + NOX + RM + AGE + DIS +
   RAD + TAX + PTRATIO + B + LSTAT + MEDV, data = data)
Residuals:
  Min 1Q Median 3Q Max
-9.924 -2.120 -0.353 1.019 75.051
Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 17.033228 7.234903 2.354 0.018949 *
           INDUS
          CHAS
          -0.749134 1.180147 -0.635 0.525867
         -10.313535 5.275536 -1.955 0.051152
           0.430131 0.612830
                           0.702 0.483089
           0.001452 0.017925 0.081 0.935488
          -0.987176   0.281817   -3.503   0.000502 ***
           0.588209
                   0.088049 6.680 6.46e-11 ***
          -0.003780 0.005156 -0.733 0.463793
PTRATTO
          -0.271081 0.186450 -1.454 0.146611
          LSTAT
           Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Residual standard error: 6.439 on 492 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.454, Adjusted R-squared: 0.4396
F-statistic: 31.47 on 13 and 492 DF, p-value: < 2.2e-16
> vif(res)
    ZN INDUS
                 CHAS
                         NOX
                                        AGE
                                               DIS
                                                      RAD
                                                              TAX PTRATIO
                                                                              B LSTAT
 2.325094 3.987753 1.094326 4.551563 2.258113 3.100801 4.289041 7.158834 9.195495 1.984489 1.369741 3.561476 3.772856
```

有意と断定できない因子が多数存在する。

VIFが10を超える変数はなかった。

- ・説明変数の削減(有意と言えないもの)
- ・変数同士の平均,分散に差が大きい->標準化
- •黒人割合->二乗項
- 非小売業用地割合と低地位割合->交互作用項

MEDV

分析結果2

変更後

```
Call:
lm(formula = CRIM_ \sim DIS_ + RAD_ + I(B_^2) + MEDV_ + INDUS_LSTAT_,
    data = data_csv)
Residuals:
             1Q Median
-1.3478 -0.1784 -0.0162 0.0925 8.8882
Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -0.11935
                        0.04130 -2.890 0.004025 **
DIS
             -0.07773
                        0.03834 -2.028 0.043141 *
              0.47659
RAD_{-}
                       0.04197 11.356 < 2e-16 ***
I(B_{2})
             0.03347
                        0.01230 2.721 0.006731 **
\mathsf{MEDV}_{-}
             -0.13468
                        0.03679 -3.661 0.000278 ***
INDUS_LSTAT_ 0.14263
                        0.03742 3.812 0.000155 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1
Residual standard error: 0.7461 on 500 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.4488, Adjusted R-squared: 0.4433
F-statistic: 81.43 on 5 and 500 DF, p-value: < 2.2e-16
 > vif(result4)
                              I(B_{^2})
        DIS_
                     RAD_
                                              MEDV_ INDUS_LSTAT_
                 1.597708
    1.333171
                              1.252071
                                          1.227875
                                                       1.045049
```

- ・全ての説明変数が有意と言えた(水準5%)
- •雇用センターまでの距離が負の影響
- •高速道路へのアクセス性指数が正の影響
- ・黒人の割合の二乗項が正の影響
- ・平均居住住宅価格が負の影響
- ・非小売業用地と低地位割合に正の影響
- ・VIFが全て小さい値となっているため 多重共線性が否定できる。

考察

- 雇用センターまでの距離が負の影響
 - → 犯罪発生率の高い地域に雇用センターが設置してある。
- ・高速道路へのアクセス性指数が正の影響
 - → アクセスがいい場所=物流,交通量が多いから相対的に犯罪発生件数増加する。
- 黒人割合に二乗項が正の影響
 - → 黒人割合の増加により犯罪発生率の増加が確認できた。
 ※因果関係は示せないため、黒人の低賃金労働等根本的特徴を調査する必要がある。
- 平均居住住宅価格が負の影響
 - → 高級住宅地では犯罪率が低い
- ・非小売業用地と低地位割合の交互作用項に正の影響
 - → 工場や倉庫などによる騒音や低賃金労働等により環境が荒れやすいのではないか
- ・線形回帰による分析により住環境の犯罪発生率への影響を 定量的に比較し分析できた

実装コード

```
1 library(car)
2 data_csv=read.csv("Boston.csv")
3 data_csv
4 #標準化した項について考えていく
5 #標準化したシリーズを変数名_と表記する。
6 #標準化済み単純説明変数
7 CRIM_ = (data_csv$CRIM -mean(data_csv$CRIM))/sd(data_csv$CRIM)
8 ZN_ = (data_csv$ZN -mean(data_csv$ZN))/sd(data_csv$ZN)
9 INDUS_ = (data_csv$INDUS -mean(data_csv$INDUS))/sd(data_csv$INDUS)
10 CHAS_ = (data_csv$CHAS -mean(data_csv$CHAS))/sd(data_csv$CHAS)
11 NOX_ = (data_csv$NOX -mean(data_csv$NOX))/sd(data_csv$NOX)
12 RM_ = (data_csv$RM -mean(data_csv$RM))/sd(data_csv$RM)
13 AGE_ = (data_csv$AGE -mean(data_csv$AGE))/sd(data_csv$AGE)
14 DIS_ = (data_csv$DIS -mean(data_csv$DIS))/sd(data_csv$DIS)
15 RAD_ = (data_csv$RAD -mean(data_csv$RAD))/sd(data_csv$RAD)
16 TAX_ = (data_csv$TAX -mean(data_csv$TAX))/sd(data_csv$TAX)
17 PTRATIO_ =(data_csv$PTRATIO -mean(data_csv$PTRATIO))/sd(data_csv$PTRATIO)
18 B_ = (data_csv$B -mean(data_csv$B))/sd(data_csv$B)
19 LSTAT_ = (data_csv$LSTAT -mean(data_csv$LSTAT))/sd(data_csv$LSTAT)
20 MEDV_ = (data_csv$MEDV -mean(data_csv$MEDV))/sd(data_csv$MEDV)
```

```
INDUS_LSTAT_ = INDUS_*LSTAT_
 B_2 = |(B_^2)
  result1 = lm(CRIM_ ~ ZN_+INDUS_+CHAS_+NOX_+RM_+AGE_+DIS_+RAD_+TAX_+PTRATIO_+B_+LSTAT_+MEDV_, data=data)
   result2 = lm(CRIM_ ~ ZN_+DIS_+RAD_+B_+LSTAT_+MEDV_, data=data_csv)
 #交互作用を入れて考える。
  result3 = lm(CRIM_ ~ ZN_+DIS_+RAD_+B_+MEDV_+ INDUS_LSTAT_,
             data=data_csv)
11 #非線形要素として黒人の割合を考慮する。
  result4 = lm(CRIM_ ~ DIS_+RAD_+I(B_^2)+MEDV_+ INDUS_LSTAT_,
             data=data csv)
14 #標準化しない場合でも実施する。
15 INDUS_LSTAT = (data_csv$INDUS)*(data_csv$LSTAT)
16 result5 = lm(CRIM ~ ZN+DIS+RAD+I(B^2)+MEDV+ INDUS_LSTAT,
              data=data_csv)
18 #標準化しないでモデリングすると有意でない項が出てしまうため、result4の標準化したモデルが優れているのでは、、
19 #TAX_RADを使う
20 TAX_RAD = (data_csv$TAX)*(data_csv$RAD)
  result6 = lm(CRIM ~ ZN+DIS+RAD+I(B^2)+MEDV+ INDUS_LSTAT+TAX_RAD + I(LSTAT),
              data=data_csv)
23 summary(result4)
24 vif(result4)
```