



01 資料來源

02 資料解讀

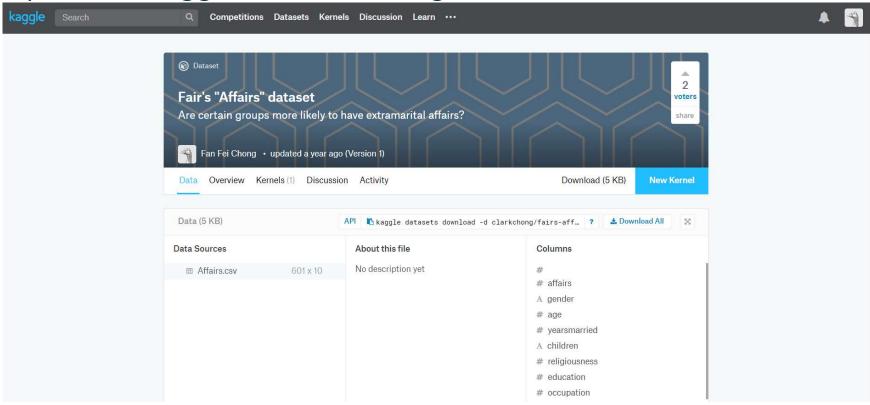
03 資料分析

04 結論



資料來源

https://www.kaggle.com/clarkchong/fairs-affairs-dataset#Affairs.csv



第二部分

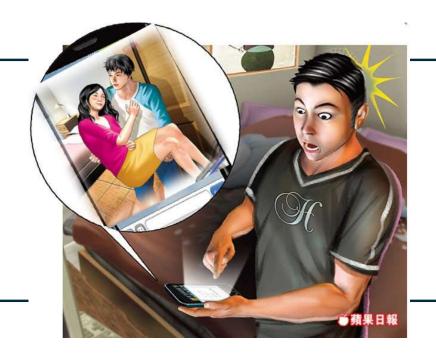
資料解讀

資料解讀

定義描述

出軌

法律上,有性關係為出軌必要因素(雙方自願) 僅有思想或行為不貞,為精神出軌



數據描述

取自於1969年(Psychology Today)所做的一個調查













affairs 過去一年出軌 次數

gender 性別(男=0女=1)

age 年齡 yearsmarried 結婚年數

children 是否有小孩(有=1無=0)







religiousness education 宗教信仰程度(5分滿分) 教育程度(20分滿分)



occupation 職業種類



rating 婚姻滿意度(5分滿分)

資料解讀

將類別變數轉成數值型變數

```
table(Affairs affairs)
16 Affairs affairs [Affairs saffairs >= 1] <- 1 將出軌次數>0者令為
17 a <- sub("female",1,Affairs$gender)</pre>
18 b <- sub("male",0,a)
                                           1(有出軌)
19 Affairs Sgender <- a
                            女生令為0,男生令為1
20 Affairs$gender <-b
21 as.numeric(Affairs gender)
23 table(Affairs$children)
24 c <- sub("yes",1,Affairs$children)
25 d<- sub("no",0,c)|
26 Affairs$children <- c
                          有小孩令為1,無小孩令為0
                                                                 令occupation中的數值為
27 Affairs Schildren <- d
  Affairs $occupation <-as.factor(Affairs $occupation) 類別型(dummy variable)
```

第三部分

資料分析

資料分析

羅吉斯回歸

觀察模型及變數是否顯著

篩選重要變數

子集法:Stepwise Regression



配適模型好壞

ROC Curve AUC

資料分析

羅吉斯回歸

羅吉斯回歸(尚未篩選變數)

有些變數對模型的貢獻並不顯著,於是想篩選變數,能否用簡單模型就可達到與原模型的表現與效果

```
Call:
glm(formula = affairs ~ ., data = train[, 2:10])
Deviance Residuals:
             1Q Median
                              30
 -0.7588 -0.2870 -0.1517 0.4072 1.0468
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)
              0.726838
                       0.205164 3.543 0.000436 ***
gender1
              0.014745
                        0.048659
                                   0.303 0.762007
              -0.006731 0.003435 -1.959 0.050667
age
yearsmarried
             0.012804 0.006375 2.008 0.045167 *
children1
              0.109777
                        0.054529 2.013 0.044670 *
religiousness -0.059472
                        0.016500 -3.604 0.000347 ***
education
              0.005934
                        0.010297
                                   0.576 0.564706
occupation2
              0.167727
                        0.153641 1.092 0.275539
occupation3
              0.085403
                       0.085153 1.003 0.316413
occupation4
              0.144831 0.076974 1.882 0.060517 .
occupation5
              0.003673
                        0.060927
                                   0.060 0.951950
occupation6
              0.072683
                        0.076470
                                   0.950 0.342367
occupation7
              0.174566
                       0.145908
                                   1.196 0.232142
             -0.097584 0.018680 -5.224 2.64e-07 ***
rating
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.1755021)
    Null deviance: 94.865 on 480 degrees of freedom
Residual deviance: 81.959 on 467 degrees of freedom
AIC: 543.82
Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

資料分析

篩選重要變數

Stepwise Regression

採用Stepwise Regression中的Backward Stepwise 在完整回歸中,逐一移除變數,直到移除任一變數, 模型會損失過多解釋力時,則停止。 在Backward Stepwise中挑選的變數,為被留下的重 要變數

```
72 full = glm(affairs ~ ., data = train[,2:10])
  74 # 2. 用 step() , 一個一個把變數移除, 看移除哪個變數後 AIC 下降最多
     backward.glm = step(full,
                        scope = list(upper=full),
                         direction="backward")
  78 summary (backward.glm)
Call:
glm(formula = affairs ~ age + yearsmarried + children + religiousness +
   rating, family = binomial(), data = train)
Deviance Residuals:
          1Q Median
                              3Q
-1.7237 -0.7951 -0.5714 1.0059 2.4027
Coefficients:
             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
             1.92183
                        0.69562 2.763 0.005732 **
(Intercept)
             -0.03089
                        0.01889 -1.636 0.101899
yearsmarried 0.06081
                        0.03464 1.755 0.079180
children1
              0.73318
                        0.32237 2.274 0.022946 *
religiousness -0.34394
                        0.09461 -3.635 0.000278 ***
             -0.50726
                        0.10077 -5.034 4.81e-07 ***
rating
```

資料分析 配適模型好壞

```
95 #ROC Curve

96 install.packages("pROC")

97 library(pROC)

98

99 pre <- predict(fit.backward,Affairs)

100 modelroc <- roc(Affairs$affairs,pre)

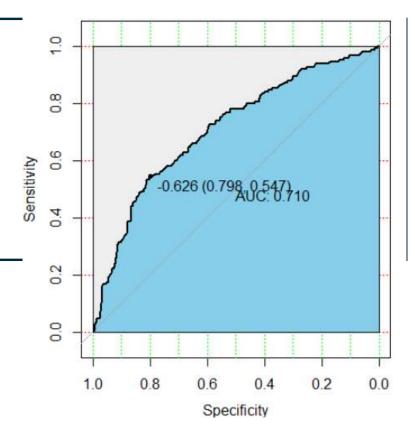
101 plot(modelroc, print.auc=TRUE, auc.polygon=TRUE, grid=c(0.1, 0.2),

102 grid.col=c("green", "red"), max.auc.polygon=TRUE,

103 auc.polygon.col="skyblue", print.thres=TRUE)
```

ROC Curve AUC

可以看到AUC值為0.71, 表現還算尚可



第四部分

結論

結論 模型解讀

配適模型解讀

```
93 coef(fit.backward)
```

- 94 #odds
- 95 exp(coef(fit.backward))

```
> coef(fit.backward)
 (Intercept)
                      age yearsmarried
                                          children1 religiousness
                                                                        rating
 1.92182841 -0.03089141
                            0.06080538
                                          0.73318263 -0.34393790
                                                                    -0.50725840
 #odds
 exp(coef(fit.backward))
 (Intercept)
                      age yearsmarried
                                           children1 religiousness
                                                                        rating
   6.8334414
                0.9695809
                             1.0626921
                                           2.0816953
                                                        0.7089730
                                                                      0.6021442
```

在羅吉斯回歸中,迴歸係數的含義是當其他預測變量不變,一單位預測變量的變化可引起對數勝算比的變化,對其指數化即為勝算比的變化。例如:婚齡每增加一年,婚外情勝算比會乘以1.06

結論 模型預測

						107	test§pro	b <- predic	t(fit.b	ackward.	
						108 newdata=test,					
档开	模型預測					109 type			type=	"response")	
		•				110					
X aff	fairs ge	ender a	age	yearsmarried	children	religiousness	education	occupation	rating	prob	
4	0	0 37	7.0	10.000	0	3	18	7	4	0.15789862	
55	0	0 27	7.0	4.000	1	4	18	6	4	0.20740801	
86	0	1 27	7.0	4.000	0	4	14	5	4	0.11166920	
115	0	1 22	2.0	1.500	0	2	16	5	5	0.13115985	
139	0	1 22	2.0	1.500	0	2	18	5	5	0.13115985	
155	0	1 27	7.0	4.000	1	3	17	5	4	0.26959413	
192	0	0 22	2.0	1.500	1	1	14	3	5	0.30711925	
224	0	1 27	7.0	4.000	1	2	18	6	1	0.70454389	
320	0	0 37	7.0	10.000	1	3	20	6	4	0.28074592	
321	0	1 22	2.0	0.750	0	2	16	5	5	0.12604980	
334	0	0 32	2.0	7.000	0	4	20	6	4	0.11447297	
355	0	0 37	7.0	10.000	1	4	20	6	4	0.21675082	
362	0	1 22	2.0	1.500	0	5	16	5	5	0.05104974	

