UAS PSB

Nana Oktaviana

2023-06-13

library(readxl)  
dt.ss <- read\_excel("C:/Users/ASUS/Downloads/berita\_palsu.xlsx",sheet=1)  
str(dt.ss)

## tibble [150 × 4] (S3: tbl\_df/tbl/data.frame)  
## $ kata\_dalam\_artikel : num [1:150] 219 509 494 268 479 220 184 500 677 485 ...  
## $ tanda\_seru\_judul\_artikel: chr [1:150] "tidak" "tidak" "ya" "tidak" ...  
## $ persen\_negatif : num [1:150] 8.47 4.74 3.33 6.09 2.66 3.02 4.1 4.63 2.18 4.22 ...  
## $ tipe\_berita : chr [1:150] "palsu" "asli" "palsu" "asli" ...

View(dt.ss)

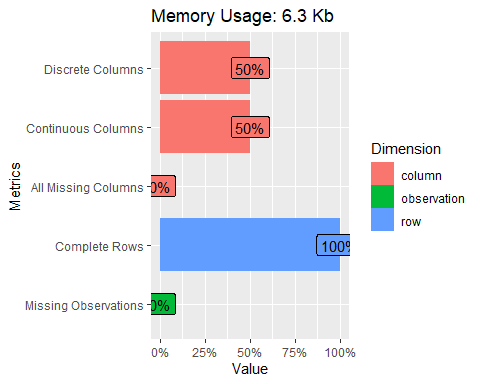
##kategori "tidak" -> "1", "ya" -> "2"  
dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel[dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel=="tidak"] <- 1  
dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel[dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel=="ya"] <- 2  
dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel <- as.factor(dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel)  
##kategori "palsu" -> "1", "asli" -> "2"  
dt.ss$tipe\_berita[dt.ss$tipe\_berita=="palsu"] <- 1  
dt.ss$tipe\_berita[dt.ss$tipe\_berita=="asli"] <- 2  
dt.ss$tipe\_berita <- as.factor(dt.ss$tipe\_berita)  
str(dt.ss)

## tibble [150 × 4] (S3: tbl\_df/tbl/data.frame)  
## $ kata\_dalam\_artikel : num [1:150] 219 509 494 268 479 220 184 500 677 485 ...  
## $ tanda\_seru\_judul\_artikel: Factor w/ 2 levels "1","2": 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 ...  
## $ persen\_negatif : num [1:150] 8.47 4.74 3.33 6.09 2.66 3.02 4.1 4.63 2.18 4.22 ...  
## $ tipe\_berita : Factor w/ 2 levels "1","2": 1 2 1 2 1 2 1 1 1 2 ...

View(dt.ss)

# A. Eksplorasi Data

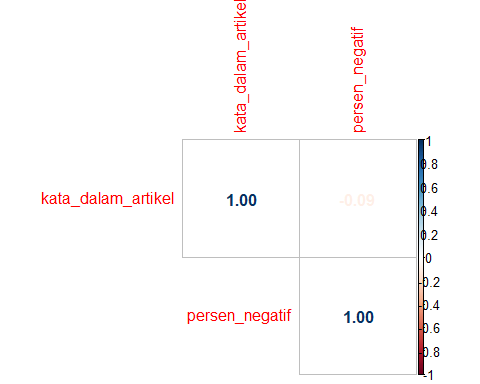
library(DataExplorer)  
plot\_intro(data = dt.ss)

 Pengecekan proporsi tipe data dan *missing value* menunjukkan bahwa data yang digunakan merupakan data lengkap karena jumlah baris dan kolom berjumlah 100%. Tipe data pada kasus ini yaitu diskrit dan kontinu. Selain itu, data yang digunakan tidak terdeteksi *missing value* atau data hilang.

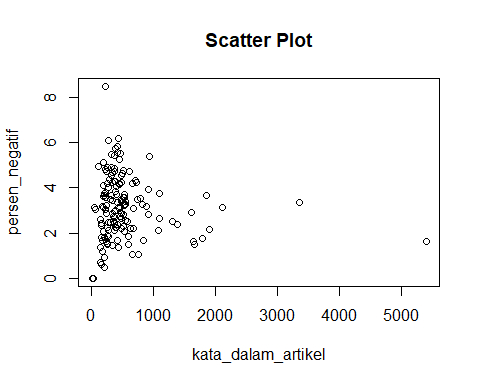
library(corrplot)

## corrplot 0.92 loaded

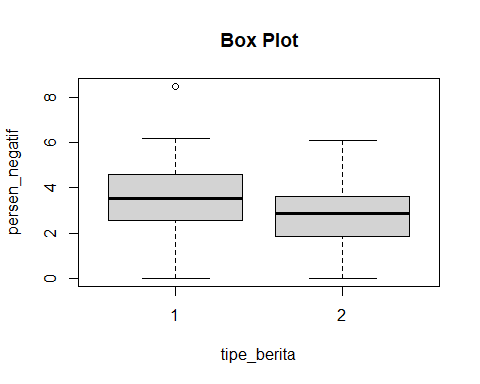
korel<-cor(dt.ss[,-c(2,4)])  
corrplot(korel, type ="upper", method="number")



# Scatter plot: kata\_dalam\_artikel vs. persen\_negatif  
plot(dt.ss$kata\_dalam\_artikel, dt.ss$persen\_negatif, xlab = "kata\_dalam\_artikel", ylab = "persen\_negatif", main = "Scatter Plot")



# Box plot: tipe\_berita vs. persen\_negatif  
boxplot(dt.ss$persen\_negatif ~ dt.ss$tipe\_berita, xlab = "tipe\_berita", ylab = "persen\_negatif", main = "Box Plot")



# Uji Chi-Square  
chisq.test(dt.ss$tipe\_berita, dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel)

##   
## Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction  
##   
## data: dt.ss$tipe\_berita and dt.ss$tanda\_seru\_judul\_artikel  
## X-squared = 18.121, df = 1, p-value = 2.073e-05

Berdasarkan hasil uji Chi-Square ini, kita dapat menyimpulkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara variabel kategorikal tipe\_berita dan tanda\_seru\_judul\_artikel

#B. Pembagian data

library(caret)

## Loading required package: ggplot2

## Loading required package: lattice

set.seed(123)  
  
# Bagi data menjadi data train (80%) dan data test (20%)  
train\_indices <- createDataPartition(dt.ss$tipe\_berita, p = 0.8, list = FALSE)  
train\_data <- dt.ss[train\_indices, ]  
test\_data <- dt.ss[-train\_indices, ]

#C. Model Naive Bayes

library(e1071)  
  
# Model nb1: tipe\_berita ~ tanda\_seru\_judul\_artikel  
model\_nb1 <- naiveBayes(tipe\_berita ~ tanda\_seru\_judul\_artikel, data = train\_data)  
summary(model\_nb1)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 1 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 1 -none- logical   
## call 4 -none- call

model\_nb1

##   
## Naive Bayes Classifier for Discrete Predictors  
##   
## Call:  
## naiveBayes.default(x = X, y = Y, laplace = laplace)  
##   
## A-priori probabilities:  
## Y  
## 1 2   
## 0.4 0.6   
##   
## Conditional probabilities:  
## tanda\_seru\_judul\_artikel  
## Y 1 2  
## 1 0.75000000 0.25000000  
## 2 0.97222222 0.02777778

summary(model\_nb1)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 1 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 1 -none- logical   
## call 4 -none- call

# Model nb2: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel  
model\_nb2 <- naiveBayes(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel, data = train\_data)  
model\_nb2

##   
## Naive Bayes Classifier for Discrete Predictors  
##   
## Call:  
## naiveBayes.default(x = X, y = Y, laplace = laplace)  
##   
## A-priori probabilities:  
## Y  
## 1 2   
## 0.4 0.6   
##   
## Conditional probabilities:  
## kata\_dalam\_artikel  
## Y [,1] [,2]  
## 1 455.1250 296.8904  
## 2 604.8889 786.7288

summary(model\_nb2)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 1 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 1 -none- logical   
## call 4 -none- call

# Model nb3: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif  
model\_nb3 <- naiveBayes(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif, data = train\_data)  
model\_nb3

##   
## Naive Bayes Classifier for Discrete Predictors  
##   
## Call:  
## naiveBayes.default(x = X, y = Y, laplace = laplace)  
##   
## A-priori probabilities:  
## Y  
## 1 2   
## 0.4 0.6   
##   
## Conditional probabilities:  
## kata\_dalam\_artikel  
## Y [,1] [,2]  
## 1 455.1250 296.8904  
## 2 604.8889 786.7288  
##   
## persen\_negatif  
## Y [,1] [,2]  
## 1 3.515833 1.473854  
## 2 2.670000 1.120620

summary(model\_nb3)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 2 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 2 -none- logical   
## call 4 -none- call

# Model nb4: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif + tanda\_seru\_judul\_artikel  
model\_nb4 <- naiveBayes(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif + tanda\_seru\_judul\_artikel, data = train\_data)  
model\_nb4

##   
## Naive Bayes Classifier for Discrete Predictors  
##   
## Call:  
## naiveBayes.default(x = X, y = Y, laplace = laplace)  
##   
## A-priori probabilities:  
## Y  
## 1 2   
## 0.4 0.6   
##   
## Conditional probabilities:  
## kata\_dalam\_artikel  
## Y [,1] [,2]  
## 1 455.1250 296.8904  
## 2 604.8889 786.7288  
##   
## persen\_negatif  
## Y [,1] [,2]  
## 1 3.515833 1.473854  
## 2 2.670000 1.120620  
##   
## tanda\_seru\_judul\_artikel  
## Y 1 2  
## 1 0.75000000 0.25000000  
## 2 0.97222222 0.02777778

summary(model\_nb4)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 3 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 3 -none- logical   
## call 4 -none- call

#D. Prior 1. Hitung jumlah kemunculan kelas “1” dalam data train 2. Hitung jumlah kemunculan kelas “2” dalam data train 3. Hitung total jumlah observasi dalam data train 4. Hitung peluang prior untuk masing-masing kelas prior\_class1 <- count\_class1 / total\_count = 48/120 = 0.4 prior\_class2 <- count\_class2 / total\_count = 72/120 = 0.6

#E. Asumsi sebaran P(x|y) Berdasarkan output yang Anda berikan, asumsi yang digunakan untuk sebaran P(x|y) pada model\_nb3 adalah sebagai berikut:

Untuk peubah prediktor “kata\_dalam\_artikel”:

* P(x=kata\_dalam\_artikel|y=1) adalah distribusi Normal dengan rata-rata 455.1250 dan deviasi standar 296.8904.
* P(x=kata\_dalam\_artikel|y=2) adalah distribusi Normal dengan rata-rata 604.8889 dan deviasi standar 786.7288.

Untuk peubah prediktor “persen\_negatif”:

* P(x=persen\_negatif|y=1) adalah distribusi Normal dengan rata-rata 3.515833 dan deviasi standar 1.473854.
* P(x=persen\_negatif|y=2) adalah distribusi Normal dengan rata-rata 2.670000 dan deviasi standar 1.120620.

Dalam Naive Bayes Classifier, asumsi yang umum digunakan adalah asumsi bahwa peubah prediktor terdistribusi secara independen, tetapi dalam kasus ini, terlihat bahwa distribusi yang digunakan adalah distribusi Normal (Gaussian) untuk masing-masing peubah prediktor.

Alasan di balik penggunaan asumsi distribusi Normal adalah karena Naive Bayes Classifier untuk prediktor diskrit ini menggunakan model distribusi Normal untuk memodelkan hubungan antara peubah prediktor dan peubah respon. Meskipun asumsi distribusi Normal ini sering digunakan, penting untuk memastikan bahwa asumsi ini sesuai dengan karakteristik data yang digunakan dan konteks masalah yang spesifik.

# F. Syntax

# Membuat model\_nb3 dengan asumsi distribusi Normal  
model\_nb3 <- naiveBayes(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif, data = train\_data, distribution = "gaussian")  
model\_nb3

##   
## Naive Bayes Classifier for Discrete Predictors  
##   
## Call:  
## naiveBayes.default(x = X, y = Y, laplace = laplace, distribution = "gaussian")  
##   
## A-priori probabilities:  
## Y  
## 1 2   
## 0.4 0.6   
##   
## Conditional probabilities:  
## kata\_dalam\_artikel  
## Y [,1] [,2]  
## 1 455.1250 296.8904  
## 2 604.8889 786.7288  
##   
## persen\_negatif  
## Y [,1] [,2]  
## 1 3.515833 1.473854  
## 2 2.670000 1.120620

# Menampilkan ringkasan model  
summary(model\_nb3)

## Length Class Mode   
## apriori 2 table numeric   
## tables 2 -none- list   
## levels 2 -none- character  
## isnumeric 2 -none- logical   
## call 5 -none- call

# G. Model Regresi Logistik

# Model rl1: tipe\_berita ~ tanda\_seru\_judul\_artikel  
model\_rl1 <- glm(tipe\_berita ~ tanda\_seru\_judul\_artikel, data = train\_data, family = "binomial")  
summary(model\_rl1)

##   
## Call:  
## glm(formula = tipe\_berita ~ tanda\_seru\_judul\_artikel, family = "binomial",   
## data = train\_data)  
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)   
## (Intercept) 0.6650 0.2051 3.242 0.00119 \*\*  
## tanda\_seru\_judul\_artikel2 -2.4567 0.7908 -3.107 0.00189 \*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 161.52 on 119 degrees of freedom  
## Residual deviance: 147.33 on 118 degrees of freedom  
## AIC: 151.33  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

# Model rl2: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel  
model\_rl2 <- glm(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel, data = train\_data, family = "binomial")  
summary(model\_rl2)

##   
## Call:  
## glm(formula = tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel, family = "binomial",   
## data = train\_data)  
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)  
## (Intercept) 0.1516359 0.2745746 0.552 0.581  
## kata\_dalam\_artikel 0.0004933 0.0004150 1.189 0.235  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 161.52 on 119 degrees of freedom  
## Residual deviance: 159.65 on 118 degrees of freedom  
## AIC: 163.65  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

# Model rl3: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif  
model\_rl3 <- glm(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif, data = train\_data, family = "binomial")  
summary(model\_rl3)

##   
## Call:  
## glm(formula = tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif,   
## family = "binomial", data = train\_data)  
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)   
## (Intercept) 1.7732898 0.5963891 2.973 0.00295 \*\*  
## kata\_dalam\_artikel 0.0004792 0.0004494 1.066 0.28635   
## persen\_negatif -0.5261423 0.1660615 -3.168 0.00153 \*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 161.52 on 119 degrees of freedom  
## Residual deviance: 147.79 on 117 degrees of freedom  
## AIC: 153.79  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

# Model rl4: tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif + tanda\_seru\_judul\_artikel  
model\_rl4 <- glm(tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif + tanda\_seru\_judul\_artikel, data = train\_data, family = "binomial")  
summary(model\_rl4)

##   
## Call:  
## glm(formula = tipe\_berita ~ kata\_dalam\_artikel + persen\_negatif +   
## tanda\_seru\_judul\_artikel, family = "binomial", data = train\_data)  
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)   
## (Intercept) 1.8603788 0.6177687 3.011 0.00260 \*\*  
## kata\_dalam\_artikel 0.0004344 0.0004618 0.941 0.34684   
## persen\_negatif -0.4713723 0.1716289 -2.746 0.00602 \*\*  
## tanda\_seru\_judul\_artikel2 -2.2473430 0.8123347 -2.767 0.00567 \*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 161.52 on 119 degrees of freedom  
## Residual deviance: 137.26 on 116 degrees of freedom  
## AIC: 145.26  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

# H. Asumsi Sebaran Prior

Berdasarkan model regresi logistik (model\_rl4) yang telah dibuat, asumsi sebaran prior yang umum digunakan untuk intercept dan koefisien adalah sebagai berikut:

Asumsi sebaran prior untuk Intercept:

Intercept pada model regresi logistik biasanya diasumsikan memiliki sebaran prior yang terdistribusi secara Normal (Gaussian) dengan mean 0 dan varian yang cukup besar. Asumsi sebaran prior untuk Koefisien (beta) pada peubah prediktor:

Koefisien pada model regresi logistik juga diasumsikan memiliki sebaran prior yang terdistribusi secara Normal dengan mean 0 dan varian yang cukup besar. Asumsi ini dipilih karena sebaran prior yang simetris di sekitar 0 memberikan fleksibilitas yang cukup besar pada model, memungkinkan model untuk menyesuaikan diri terhadap data yang diberikan.

# I. Syntax

# Mengatur prior untuk intercept  
prior\_intercept <- 0 # Mean = 0

# J. Sensitivitas dan Spesifisitas

# Menggunakan model\_nb3 dengan data test  
probabilities\_nb3 <- predict(model\_nb3, newdata = test\_data, type = "class")

# Prediksi menggunakan model\_rl3 dengan data test  
probabilities\_rl3 <- predict(model\_rl3, newdata = test\_data, type = "response")  
predictions\_rl3 <- ifelse(probabilities\_rl3 >= 0.5, "1", "2")

# Definisikan fungsi untuk menghitung sensitivitas dan spesifisitas  
calculate\_sensitivity\_specificity <- function(actual, predicted) {  
 tp <- sum(actual == "1" & predicted == "1") # True Positive  
 tn <- sum(actual == "2" & predicted == "2") # True Negative  
 fp <- sum(actual == "2" & predicted == "1") # False Positive  
 fn <- sum(actual == "1" & predicted == "2") # False Negative  
   
 sensitivity <- tp / (tp + fn) # Sensitivitas (True Positive Rate)  
 specificity <- tn / (tn + fp) # Spesifisitas (True Negative Rate)  
   
 return(list(sensitivity = sensitivity, specificity = specificity))  
}

# Menghitung sensitivitas dan spesifisitas untuk model\_nb3 dengan cut-off 0.5, 0.6, dan 0.7  
cutoffs <- c(0.5, 0.6, 0.7) # Nilai cut-off peluang yang ingin digunakan  
results\_nb3 <- lapply(cutoffs, function(cutoff) {  
 predictions <- ifelse(as.numeric(probabilities\_nb3) >= cutoff, "1", "2")  
 calculate\_sensitivity\_specificity(as.character(test\_data$tipe\_berita), predictions)  
})  
results\_nb3

## [[1]]  
## [[1]]$sensitivity  
## [1] 1  
##   
## [[1]]$specificity  
## [1] 0  
##   
##   
## [[2]]  
## [[2]]$sensitivity  
## [1] 1  
##   
## [[2]]$specificity  
## [1] 0  
##   
##   
## [[3]]  
## [[3]]$sensitivity  
## [1] 1  
##   
## [[3]]$specificity  
## [1] 0

# Menghitung sensitivitas dan spesifisitas untuk model\_rl3 dengan cut-off 0.5, 0.6, dan 0.7  
results\_rl3 <- lapply(cutoffs, function(cutoff) {  
 predictions <- ifelse(probabilities\_rl3 >= cutoff, "1", "2")  
 calculate\_sensitivity\_specificity(test\_data$tipe\_berita, predictions)  
})  
results\_rl3

## [[1]]  
## [[1]]$sensitivity  
## [1] 0.4166667  
##   
## [[1]]$specificity  
## [1] 0.2777778  
##   
##   
## [[2]]  
## [[2]]$sensitivity  
## [1] 0.4166667  
##   
## [[2]]$specificity  
## [1] 0.6666667  
##   
##   
## [[3]]  
## [[3]]$sensitivity  
## [1] 0  
##   
## [[3]]$specificity  
## [1] 0.7777778

# J. Kombinasi Model Terbaik

Berdasarkan hasil di atas, tidak ada kombinasi model dan cut-off yang secara konsisten memiliki sensitivitas dan spesifisitas yang tinggi. Namun, jika kita lebih mengutamakan spesifisitas untuk memastikan bahwa artikel berita yang terdeteksi palsu adalah benar-benar palsu, maka kombinasi model\_rl3 dengan cut-off 0.7 dapat menjadi pilihan terbaik.