Homework-5

Sai Hruthik Reddy Varakantham-Dorababu Chintala-Abigna Gutta

2022-04-23

## R Markdown

####The Data Cleaning Part####  
#First Loading the data from the excel file into R and setting up the path  
pacman::p\_load("pacman","tidyverse","rpart","rpart.plot","readxl")  
setwd("~/Desktop/Data\_Mining/R-Files")  
  
#Dataset - Raw Data-Order and Sample  
OrderSample <- read\_xlsx("Champo.xlsx",sheet = 2)  
  
#Dataset - Data Order ONLY   
DataOrder <- read\_xlsx("Champo.xlsx", sheet = 3)  
  
#Data on Sample ONLY  
DataOnSample<- read\_xlsx("Champo.xlsx", sheet = 4)  
  
#Data for Recommendation  
DataForRecommendation <- read\_xlsx("Champo.xlsx", sheet = 5)

## New names:  
## \* Customer -> Customer...1  
## \* `` -> ...22  
## \* `` -> ...23  
## \* Customer -> Customer...24

#Data for Clustering  
DataForClustering <- read\_xlsx("Champo.xlsx",sheet = 6)  
  
#Data-Association Rules A-11  
AssociationRules <- read\_xlsx("Champo.xlsx", sheet = 7)

## New names:  
## \* `Order No` -> `Order No...1`  
## \* `` -> ...9  
## \* `Order No` -> `Order No...10`

#Once our data is loaded we can now start cleaning our data and the way it is done is by replacing the NA values with the most occuring value in the column  
  
####Data Cleaning for Order Sample table####  
#Creating backup for Order Sample Dataset  
OrderSample2 <- OrderSample  
 #There are no outliers in OrderType, OrderCategory, CustomerCode, CountryName, Custorderdate, UnitName  
   
 #Converting values of categorical with character into factor format  
 OrderSample$OrderType<- as.factor(OrderSample$OrderType)  
 OrderSample$OrderCategory <- as.factor(OrderSample$OrderCategory)  
 OrderSample$CustomerCode <- as.factor(OrderSample$CustomerCode)  
 OrderSample$CountryName <- as.factor(OrderSample$CountryName)  
 OrderSample$UnitName <- as.factor(OrderSample$UnitName)  
 OrderSample$ITEM\_NAME <- as.factor(OrderSample$ITEM\_NAME)  
 OrderSample$QualityName <- as.factor(OrderSample$QualityName)  
 OrderSample$DesignName <- as.factor(OrderSample$DesignName)  
 OrderSample$ColorName <- as.factor(OrderSample$ColorName)  
 OrderSample$ShapeName <- as.factor(OrderSample$ShapeName)  
   
   
   
 #Converting values of categorical with posix format into date format  
 OrderSample$Custorderdate <- as.Date(OrderSample$Custorderdate)  
   
 #Removing Custorderdate as we are not getting the tree  
 OrderSample <- select(OrderSample,-c('Custorderdate'))  
   
 #There are outliers in CustomerOrderNo  
  
 #Since there are a lot of values in CustomerOrderNo we do the following to extract most occuring value in our data  
 CON1<-OrderSample$CustomerOrderNo  
 sort(table(CON1), decreasing = T)[1:3] #By doing this we get the top 3 frequently occuring values in the column

## CON1  
## 12985 12440 46797   
## 114 93 88

#the value "12985" has occured 114 times so we replace the NA values with it   
 a3<-OrderSample$CustomerOrderNo  
 e3<-replace\_na(a3,"12985")  
 OrderSample$CustomerOrderNo<-as.numeric(e3)

## Warning: NAs introduced by coercion

####Data Cleaning for DataOrder table####  
   
 sum(is.na(DataOrder))

## [1] 0

#There are no outliers in DataOrder table  
   
   
####Data Cleaning for DataOnSample table ####  
   
 #There are about 273 outliers so we need to remove them   
   
#There are no outliers for the following values  
 DataOnSample$CustomerCode <- as.factor(DataOnSample$CustomerCode)  
 DataOnSample$CountryName <- as.factor(DataOnSample$CountryName)  
   
   
#There are outliers for the following values  
 #USA  
 sum(is.na(DataOnSample$USA))

## [1] 39

table(DataOnSample$USA)

##   
## 0 1   
## 4341 1440

#Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it  
 a4<-DataOnSample$USA  
 e4<-replace\_na(a4,0)  
 DataOnSample$USA<-as.factor(e4)  
   
 #UK  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it  
   
 a5<-DataOnSample$UK  
 e5<-replace\_na(a5,0)  
 DataOnSample$UK<-as.factor(e5)  
   
 #Italy  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it   
   
 table(DataOnSample$Italy)

##   
## 0 1   
## 5736 45

sum(is.na(DataOnSample$Italy))

## [1] 39

a6<-DataOnSample$Italy  
 e6<-replace\_na(a6,0)  
 DataOnSample$Italy<-as.factor(e6)  
   
   
 #Belgium  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it   
   
 table(DataOnSample$Belgium)

##   
## 0 1   
## 5649 132

sum(is.na(DataOnSample$Belgium))

## [1] 39

a7<-DataOnSample$Belgium  
 e7<-replace\_na(a7,0)  
 DataOnSample$Belgium<-as.factor(e7)  
   
   
 #Romania  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it   
   
 table(DataOnSample$Romania)

##   
## 0 1   
## 5761 20

sum(is.na(DataOnSample$Romania))

## [1] 39

a8<-DataOnSample$Romania  
 e8<-replace\_na(a8,0)  
 DataOnSample$Romania<-as.factor(e8)  
   
   
 #Australia  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it   
   
 table(DataOnSample$Australia)

##   
## 0 1   
## 5771 10

sum(is.na(DataOnSample$Australia))

## [1] 39

a9<-DataOnSample$Australia  
 e9<-replace\_na(a9,0)  
 DataOnSample$Australia<-as.factor(e9)  
   
 #India  
 #Since '0' has occured most no of times we consider replacing NA values with it   
   
 table(DataOnSample$India)

##   
## 0 1   
## 1840 3941

sum(is.na(DataOnSample$India))

## [1] 39

a10<-DataOnSample$India  
 e10<-replace\_na(a10,0)  
 DataOnSample$India<-as.factor(e10)  
   
 #QtyRequired  
 #No Outliers  
   
 table(DataOnSample$QtyRequired)

##   
## 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 4372 816 244 144 44 24 15 12 10 39 5 14 3 1 7 4   
## 17 18 20 21 22 24 25 26 27 28 30 32 35 38 40 45   
## 1 1 7 1 1 2 12 3 3 2 4 4 5 1 1 1   
## 50 52 55 64 108 136 137 158 200   
## 8 1 2 1 1 1 1 1 1

sum(is.na(DataOnSample$QtyRequired))

## [1] 0

#item name  
 table(DataOnSample$ITEM\_NAME)

##   
## DOUBLE BACK DURRY GUN TUFTED HAND TUFTED   
## 554 1563 37 2425   
## HANDLOOM HANDWOVEN INDO-TIBBETAN JACQUARD   
## 103 705 3 84   
## KNOTTED POWER LOOM JACQUARD TABLE TUFTED   
## 217 99 30

sum(is.na(DataOnSample$ITEM\_NAME))

## [1] 0

#Hand Tufted  
 table(DataOnSample$`Hand Tufted`)

##   
## 0 1   
## 3395 2425

sum(is.na(DataOnSample$`Hand Tufted`))

## [1] 0

#Durry  
 table(DataOnSample$Durry)

##   
## 0 1   
## 4257 1563

sum(is.na(DataOnSample$Durry))

## [1] 0

#Double back  
 table(DataOnSample$`Double Back`)

##   
## 0 1   
## 5266 554

sum(is.na(DataOnSample$`Double Back`))

## [1] 0

#Hand Woven  
 table(DataOnSample$`Hand Woven`)

##   
## 0 1   
## 5115 705

sum(is.na(DataOnSample$`Hand Woven`))

## [1] 0

#Knotted  
 table(DataOnSample$Knotted)

##   
## 0 1   
## 5603 217

sum(is.na(DataOnSample$Knotted))

## [1] 0

#Jacquard  
 table(DataOnSample$Jacquard)

##   
## 0 1   
## 5736 84

sum(is.na(DataOnSample$Jacquard))

## [1] 0

#Handloom  
 table(DataOnSample$Handloom)

##   
## 0 1   
## 5717 103

sum(is.na(DataOnSample$Handloom))

## [1] 0

#Other  
 table(DataOnSample$Other)

##   
## 0 1   
## 5651 169

sum(is.na(DataOnSample$Other))

## [1] 0

#Shape Name  
 table(DataOnSample$ShapeName)

##   
## REC ROUND SQUARE   
## 5741 57 22

sum(is.na(DataOnSample$ShapeName))

## [1] 0

#REC  
 table(DataOnSample$REC)

##   
## 0 1   
## 79 5741

sum(is.na(DataOnSample$REC))

## [1] 0

#Round  
 table(DataOnSample$Round)

##   
## 0 1   
## 5763 57

sum(is.na(DataOnSample$Round))

## [1] 0

#square  
 table(DataOnSample$Square)

##   
## 0 1   
## 5798 22

sum(is.na(DataOnSample$Square))

## [1] 0

#areaft  
 table(DataOnSample$AreaFt)

##   
## 0.6667 0.6944 0.875 0.9444 1 1.1736 1.3333 1.3611   
## 10 15 2 3 91 1 1 1   
## 1.3889 1.4167 1.5 1.5625 1.5833 1.625 1.7153 1.7778   
## 15 15 58 16 19 2 19 13   
## 1.8958 1.9444 2 2.2222 2.25 2.4444 2.6042 2.7778   
## 2 14 95 4 36 3 1 26   
## 3 3.0625 3.3611 3.5417 3.75 4 4.1667 4.3056   
## 14 1 6 19 74 658 5 35   
## 4.5833 5 5.0625 5.25 5.3333 6 6.25 6.6736   
## 1 25 5 4 1 962 4 3   
## 7 7.2222 7.5 8 8.125 8.3333 8.4375 8.75   
## 7 21 2 5 10 1 343 36   
## 9 9.1667 9.3333 9.375 9.6875 10 10.1181 10.5   
## 47 6 1 2 2 99 35 3   
## 10.5625 11 11.1667 12 12.5 12.8333 13 13.3333   
## 10 4 3 5 1 1 1 5   
## 13.5 14 15 15.3333 15.75 16 16.3333 16.6736   
## 1 8 194 3 3 25 2 2   
## 17.5 17.875 18 18.0833 18.2778 19.25 19.6875 20   
## 14 1 1 1 6 11 4 81   
## 21.8681 22.3125 22.3333 22.5 24 24.75 25 25.3958   
## 1 4 8 6 481 1 8 1   
## 26 27.9792 29.8056 29.9722 30 30.1736 34.4167 35   
## 2 3 2 35 2 6 1 187   
## 35.4375 36 36.6667 36.75 39.375 39.8125 40 42.3403   
## 1 4 1 2 2 848 609 4   
## 43.3403 43.7361 45 48 49 54 56.25 60.0625   
## 1 14 1 1 1 38 1 1   
## 60.3472 62.5417 64 64.7361 69.125 70 71.25 72.4167   
## 6 4 1 22 1 12 5 1   
## 74.4167 77.0278 78 79 80 89.7361 93.2361 94   
## 3 2 2 1 157 1 3 1   
## 100 102.8125 108 117 128.6528 133.3333 140 180   
## 1 1 20 1 2 2 2 3   
## 224 262.5 480   
## 1 1 1

sum(is.na(DataOnSample$AreaFt))

## [1] 0

#Order Conversion  
 table(DataOnSample$`Order Conversion`)

##   
## 0 1   
## 4651 1169

sum(is.na(DataOnSample$`Order Conversion`))

## [1] 0

#Converting a few variables into factor so that it becomes easier for us to construct models  
 DataOnSample$ITEM\_NAME <- as.factor(DataOnSample$ITEM\_NAME)  
 DataOnSample$`Hand Tufted` <- as.factor(DataOnSample$`Hand Tufted`)  
 DataOnSample$Durry <- as.factor(DataOnSample$Durry)  
 DataOnSample$`Hand Woven` <- as.factor(DataOnSample$`Hand Woven`)  
 DataOnSample$Knotted <- as.factor(DataOnSample$Knotted)  
 DataOnSample$Jacquard <- as.factor(DataOnSample$Jacquard)  
 DataOnSample$Handloom <- as.factor(DataOnSample$Handloom)  
 DataOnSample$Other <- as.factor(DataOnSample$Other)  
 DataOnSample$ShapeName <- as.factor(DataOnSample$ShapeName)  
 DataOnSample$REC <- as.factor(DataOnSample$REC)  
 DataOnSample$Round <- as.factor(DataOnSample$Round)  
 DataOnSample$Square <- as.factor(DataOnSample$Square)  
 DataOnSample$`Order Conversion` <- as.factor(DataOnSample$`Order Conversion`)  
 DataOnSample$`Double Back` <- as.factor(DataOnSample$`Double Back`)

Question 1 : Providing key insights using EDA(Exploratory Data Analysis)

####EDA for Order Sample####  
   
 #Doing Chi-Square test for each of them Considering Order Type as the target variable  
   
 chisq.test(OrderSample$OrderCategory,OrderSample$OrderType,correct = F) #Has a relation

##   
## Pearson's Chi-squared test  
##   
## data: OrderSample$OrderCategory and OrderSample$OrderType  
## X-squared = 2807.7, df = 1, p-value < 2.2e-16

#similarly we did for all the other predictor varibales and the target variable and also we did for all the other variables in sample only dataset

Question 2: What kind of machine learning and analytics algortihms did you use (Theory)

#The packages that we used   
library(randomForest)

## randomForest 4.7-1

## Type rfNews() to see new features/changes/bug fixes.

##   
## Attaching package: 'randomForest'

## The following object is masked from 'package:dplyr':  
##   
## combine

## The following object is masked from 'package:ggplot2':  
##   
## margin

library(varImp)

## Loading required package: measures

## Loading required package: party

## Loading required package: grid

## Loading required package: mvtnorm

## Loading required package: modeltools

## Loading required package: stats4

## Loading required package: strucchange

## Loading required package: zoo

##   
## Attaching package: 'zoo'

## The following objects are masked from 'package:base':  
##   
## as.Date, as.Date.numeric

## Loading required package: sandwich

##   
## Attaching package: 'strucchange'

## The following object is masked from 'package:stringr':  
##   
## boundary

library(caret)

## Loading required package: lattice

##   
## Attaching package: 'caret'

## The following object is masked from 'package:varImp':  
##   
## varImp

## The following objects are masked from 'package:measures':  
##   
## MAE, RMSE

## The following object is masked from 'package:purrr':  
##   
## lift

#Firstly we used decision tree to see which all customers can be recommended which kind of design and which sample can be suggested to the customer.  
  
#From the decision tree that we got in question 3 that the customers A-11, A-9, B-2, C-1,C-2 and so on until V-1 usually can be recommended samples with item names DOUBLE BACK, DURRY, HAND TUFTED,HANDLOOM, HANDWOVEN, JACQUARD . ALthough customers might have taken one of these items they can be recommended to have a higher chance of ordering the samples since Champo carpets have a very low order conversion rate of only 20 percent   
  
#Random forest also allows us to know the most significant variables in our data

Question 3: Develop Machine Learning models such as decision tree, random forest

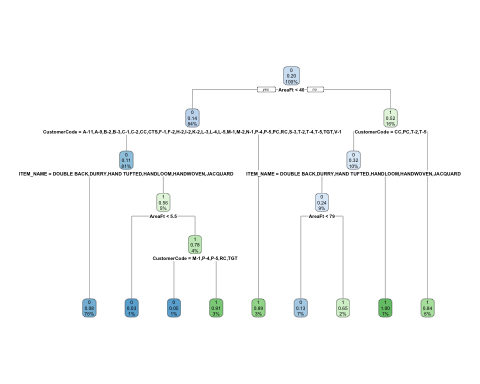
#developing a decision tree for sample only to see the trends on which customer can be directed to a sample and which order is the best for which customer   
####Decision Tree for DataonSample####  
 set.seed(122)  
 library(ISLR)  
 data(DataOnSample)

## Warning in data(DataOnSample): data set 'DataOnSample' not found

indx <- sample(2,nrow(DataOnSample),replace = TRUE,prob=c(0.7,0.3))  
 train <- DataOnSample[indx==1,]  
 test <- DataOnSample[indx==2,]  
   
 library(rpart)  
 library(rpart.plot)  
 myFormula = `Order Conversion`~.  
   
   
 SampleonlyTree<- rpart(myFormula, data = train, control = rpart.control(minsplit = 14, minbucket = 10, maxdepth = 20, cp = 0.011), parms = list(split="gini"))  
 SampleonlyTree

## n= 4083   
##   
## node), split, n, loss, yval, (yprob)  
## \* denotes terminal node  
##   
## 1) root 4083 806 0 (0.80259613 0.19740387)   
## 2) AreaFt< 39.90625 3423 463 0 (0.86473853 0.13526147)   
## 4) CustomerCode=A-11,A-9,B-2,B-3,C-1,C-2,CC,CTS,F-1,F-2,H-2,I-2,K-2,L-3,L-4,L-5,M-1,M-2,N-1,P-4,P-5,PC,RC,S-3,T-2,T-4,T-5,TGT,V-1 3294 348 0 (0.89435337 0.10564663)   
## 8) ITEM\_NAME=DOUBLE BACK,DURRY,HAND TUFTED,HANDLOOM,HANDWOVEN,JACQUARD 3092 234 0 (0.92432083 0.07567917) \*  
## 9) ITEM\_NAME=GUN TUFTED,INDO-TIBBETAN,KNOTTED,POWER LOOM JACQUARD,TABLE TUFTED 202 88 1 (0.43564356 0.56435644)   
## 18) AreaFt< 5.5 58 2 0 (0.96551724 0.03448276) \*  
## 19) AreaFt>=5.5 144 32 1 (0.22222222 0.77777778)   
## 38) CustomerCode=M-1,P-4,P-5,RC,TGT 22 1 0 (0.95454545 0.04545455) \*  
## 39) CustomerCode=CC,S-3,T-2 122 11 1 (0.09016393 0.90983607) \*  
## 5) CustomerCode=E-2,F-6,JL,PD 129 14 1 (0.10852713 0.89147287) \*  
## 3) AreaFt>=39.90625 660 317 1 (0.48030303 0.51969697)   
## 6) CustomerCode=CC,PC,T-2,T-5 411 133 0 (0.67639903 0.32360097)   
## 12) ITEM\_NAME=DOUBLE BACK,DURRY,HAND TUFTED,HANDLOOM,HANDWOVEN,JACQUARD 365 87 0 (0.76164384 0.23835616)   
## 24) AreaFt< 79 288 37 0 (0.87152778 0.12847222) \*  
## 25) AreaFt>=79 77 27 1 (0.35064935 0.64935065) \*  
## 13) ITEM\_NAME=GUN TUFTED,KNOTTED,POWER LOOM JACQUARD 46 0 1 (0.00000000 1.00000000) \*  
## 7) CustomerCode=A-11,A-9,C-1,C-2,F-1,H-2,I-2,JL,M-1,M-2,N-1,P-4,P-5,PD,S-3,TGT 249 39 1 (0.15662651 0.84337349) \*

#Displaying it better  
 library(rpart.plot)  
 rpart.plot(SampleonlyTree)



#random forest  
 Dupe<-DataOnSample  
 Dupe<-within(Dupe, rm('Hand Woven', 'Knotted','Handloom','Hand Tufted', 'Durry', 'Double Back'))

D<-sample(2, nrow(Dupe), prob = c(0.7,0.3),replace=TRUE)  
ind\_train<-Dupe[D==1,]  
ind\_test<-Dupe[D==2,]

summary(ind\_train)

## CustomerCode CountryName USA UK Italy Belgium Romania   
## CC :2759 INDIA :2759 0:3057 0:3916 0:4021 0:3957 0:4042   
## N-1 : 154 USA : 990 1: 996 1: 137 1: 32 1: 96 1: 11   
## A-9 : 150 UK : 137   
## H-2 : 127 BELGIUM: 96   
## TGT : 122 ITALY : 32   
## T-5 : 97 ROMANIA: 11   
## (Other): 644 (Other): 28   
## Australia India QtyRequired ITEM\_NAME Jacquard  
## 0:4047 0:1294 Min. : 1.000 HAND TUFTED :1702 0:4000   
## 1: 6 1:2759 1st Qu.: 1.000 DURRY :1105 1: 53   
## Median : 1.000 HANDWOVEN : 478   
## Mean : 2.022 DOUBLE BACK : 378   
## 3rd Qu.: 2.000 KNOTTED : 149   
## Max. :200.000 POWER LOOM JACQUARD: 70   
## (Other) : 171   
## Other ShapeName REC Round Square AreaFt   
## 0:3931 REC :3995 0: 58 0:4012 0:4036 Min. : 0.6667   
## 1: 122 ROUND : 41 1:3995 1: 41 1: 17 1st Qu.: 6.0000   
## SQUARE: 17 Median : 14.0000   
## Mean : 21.7472   
## 3rd Qu.: 39.8125   
## Max. :480.0000   
##   
## Order Conversion  
## 0:3223   
## 1: 830   
##   
##   
##   
##   
##

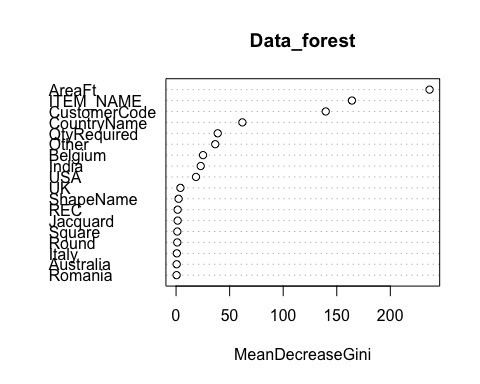
#randomforest  
  
Data\_forest<-randomForest(ind\_train$`Order Conversion`~.,data = ind\_train)  
print(Data\_forest)

##   
## Call:  
## randomForest(formula = ind\_train$`Order Conversion` ~ ., data = ind\_train)   
## Type of random forest: classification  
## Number of trees: 500  
## No. of variables tried at each split: 4  
##   
## OOB estimate of error rate: 7.9%  
## Confusion matrix:  
## 0 1 class.error  
## 0 3140 83 0.0257524  
## 1 237 593 0.2855422

#entire values of variables  
Data\_forest$importance

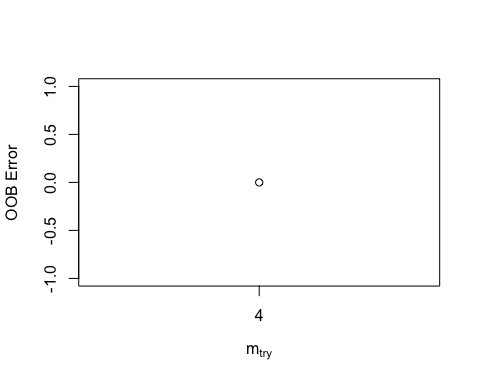
## MeanDecreaseGini  
## CustomerCode 139.7126610  
## CountryName 61.9010316  
## USA 18.6069330  
## UK 4.0647180  
## Italy 0.7367984  
## Belgium 25.1826447  
## Romania 0.5003521  
## Australia 0.5914978  
## India 23.0238667  
## QtyRequired 38.8857841  
## ITEM\_NAME 164.1585034  
## Jacquard 1.4690149  
## Other 36.5625869  
## ShapeName 2.3637003  
## REC 1.4881239  
## Round 1.1302661  
## Square 1.1802817  
## AreaFt 236.5940480

varImpPlot(Data\_forest)

 The Most Significant variables in descending order of importance are AreaFt,CustomerCode,Item\_Name, CountryName with the orders of 215,132,115 and 63 respectively

#view(ind\_train)  
bestmtry<-tuneRF(ind\_train, ind\_train$`Order Conversion`,   
 stepFactor = 1.2, trace = TRUE, plot=TRUE)

## mtry = 4 OOB error = 0%   
## Searching left ...  
## Searching right ...



#predictions  
pre\_forest<-predict(Data\_forest, newdata = ind\_test, type="class")  
pre\_forest

## 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32   
## 0 0 1 1 0 1 1 1 0 1 0 0 1 0 0 1   
## 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48   
## 0 1 0 0 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0   
## 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64   
## 0 1 1 0 0 1 1 0 1 1 1 1 0 0 1 1   
## 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80   
## 0 0 1 1 1 1 0 1 1 1 0 0 1 0 0 0   
## 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 160   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 161 162 163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 177 178 179 180 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190 191 192   
## 1 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 193 194 195 196 197 198 199 200 201 202 203 204 205 206 207 208   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 209 210 211 212 213 214 215 216 217 218 219 220 221 222 223 224   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0   
## 225 226 227 228 229 230 231 232 233 234 235 236 237 238 239 240   
## 0 1 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1   
## 241 242 243 244 245 246 247 248 249 250 251 252 253 254 255 256   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 257 258 259 260 261 262 263 264 265 266 267 268 269 270 271 272   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 273 274 275 276 277 278 279 280 281 282 283 284 285 286 287 288   
## 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 289 290 291 292 293 294 295 296 297 298 299 300 301 302 303 304   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0   
## 305 306 307 308 309 310 311 312 313 314 315 316 317 318 319 320   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0   
## 321 322 323 324 325 326 327 328 329 330 331 332 333 334 335 336   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 1   
## 337 338 339 340 341 342 343 344 345 346 347 348 349 350 351 352   
## 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 353 354 355 356 357 358 359 360 361 362 363 364 365 366 367 368   
## 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 369 370 371 372 373 374 375 376 377 378 379 380 381 382 383 384   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 385 386 387 388 389 390 391 392 393 394 395 396 397 398 399 400   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0   
## 401 402 403 404 405 406 407 408 409 410 411 412 413 414 415 416   
## 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 417 418 419 420 421 422 423 424 425 426 427 428 429 430 431 432   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 1 1   
## 433 434 435 436 437 438 439 440 441 442 443 444 445 446 447 448   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 449 450 451 452 453 454 455 456 457 458 459 460 461 462 463 464   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0   
## 465 466 467 468 469 470 471 472 473 474 475 476 477 478 479 480   
## 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 481 482 483 484 485 486 487 488 489 490 491 492 493 494 495 496   
## 0 0 0 0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 0 0   
## 497 498 499 500 501 502 503 504 505 506 507 508 509 510 511 512   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 513 514 515 516 517 518 519 520 521 522 523 524 525 526 527 528   
## 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 529 530 531 532 533 534 535 536 537 538 539 540 541 542 543 544   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 0 0   
## 545 546 547 548 549 550 551 552 553 554 555 556 557 558 559 560   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 561 562 563 564 565 566 567 568 569 570 571 572 573 574 575 576   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 577 578 579 580 581 582 583 584 585 586 587 588 589 590 591 592   
## 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 593 594 595 596 597 598 599 600 601 602 603 604 605 606 607 608   
## 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 609 610 611 612 613 614 615 616 617 618 619 620 621 622 623 624   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 625 626 627 628 629 630 631 632 633 634 635 636 637 638 639 640   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 641 642 643 644 645 646 647 648 649 650 651 652 653 654 655 656   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 0 1 0   
## 657 658 659 660 661 662 663 664 665 666 667 668 669 670 671 672   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 673 674 675 676 677 678 679 680 681 682 683 684 685 686 687 688   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 689 690 691 692 693 694 695 696 697 698 699 700 701 702 703 704   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 705 706 707 708 709 710 711 712 713 714 715 716 717 718 719 720   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 721 722 723 724 725 726 727 728 729 730 731 732 733 734 735 736   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 737 738 739 740 741 742 743 744 745 746 747 748 749 750 751 752   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0   
## 753 754 755 756 757 758 759 760 761 762 763 764 765 766 767 768   
## 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 769 770 771 772 773 774 775 776 777 778 779 780 781 782 783 784   
## 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 785 786 787 788 789 790 791 792 793 794 795 796 797 798 799 800   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 801 802 803 804 805 806 807 808 809 810 811 812 813 814 815 816   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 817 818 819 820 821 822 823 824 825 826 827 828 829 830 831 832   
## 1 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 833 834 835 836 837 838 839 840 841 842 843 844 845 846 847 848   
## 1 0 1 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 849 850 851 852 853 854 855 856 857 858 859 860 861 862 863 864   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 865 866 867 868 869 870 871 872 873 874 875 876 877 878 879 880   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 881 882 883 884 885 886 887 888 889 890 891 892 893 894 895 896   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 897 898 899 900 901 902 903 904 905 906 907 908 909 910 911 912   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 913 914 915 916 917 918 919 920 921 922 923 924 925 926 927 928   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 929 930 931 932 933 934 935 936 937 938 939 940 941 942 943 944   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 945 946 947 948 949 950 951 952 953 954 955 956 957 958 959 960   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 961 962 963 964 965 966 967 968 969 970 971 972 973 974 975 976   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 977 978 979 980 981 982 983 984 985 986 987 988 989 990 991 992   
## 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 993 994 995 996 997 998 999 1000 1001 1002 1003 1004 1005 1006 1007 1008   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1009 1010 1011 1012 1013 1014 1015 1016 1017 1018 1019 1020 1021 1022 1023 1024   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1025 1026 1027 1028 1029 1030 1031 1032 1033 1034 1035 1036 1037 1038 1039 1040   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1041 1042 1043 1044 1045 1046 1047 1048 1049 1050 1051 1052 1053 1054 1055 1056   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1057 1058 1059 1060 1061 1062 1063 1064 1065 1066 1067 1068 1069 1070 1071 1072   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1073 1074 1075 1076 1077 1078 1079 1080 1081 1082 1083 1084 1085 1086 1087 1088   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0   
## 1089 1090 1091 1092 1093 1094 1095 1096 1097 1098 1099 1100 1101 1102 1103 1104   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1105 1106 1107 1108 1109 1110 1111 1112 1113 1114 1115 1116 1117 1118 1119 1120   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1   
## 1121 1122 1123 1124 1125 1126 1127 1128 1129 1130 1131 1132 1133 1134 1135 1136   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 1137 1138 1139 1140 1141 1142 1143 1144 1145 1146 1147 1148 1149 1150 1151 1152   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0   
## 1153 1154 1155 1156 1157 1158 1159 1160 1161 1162 1163 1164 1165 1166 1167 1168   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 1169 1170 1171 1172 1173 1174 1175 1176 1177 1178 1179 1180 1181 1182 1183 1184   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 1185 1186 1187 1188 1189 1190 1191 1192 1193 1194 1195 1196 1197 1198 1199 1200   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1201 1202 1203 1204 1205 1206 1207 1208 1209 1210 1211 1212 1213 1214 1215 1216   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1217 1218 1219 1220 1221 1222 1223 1224 1225 1226 1227 1228 1229 1230 1231 1232   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1   
## 1233 1234 1235 1236 1237 1238 1239 1240 1241 1242 1243 1244 1245 1246 1247 1248   
## 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1249 1250 1251 1252 1253 1254 1255 1256 1257 1258 1259 1260 1261 1262 1263 1264   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1265 1266 1267 1268 1269 1270 1271 1272 1273 1274 1275 1276 1277 1278 1279 1280   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1281 1282 1283 1284 1285 1286 1287 1288 1289 1290 1291 1292 1293 1294 1295 1296   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1297 1298 1299 1300 1301 1302 1303 1304 1305 1306 1307 1308 1309 1310 1311 1312   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0 0   
## 1313 1314 1315 1316 1317 1318 1319 1320 1321 1322 1323 1324 1325 1326 1327 1328   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1329 1330 1331 1332 1333 1334 1335 1336 1337 1338 1339 1340 1341 1342 1343 1344   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1345 1346 1347 1348 1349 1350 1351 1352 1353 1354 1355 1356 1357 1358 1359 1360   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1361 1362 1363 1364 1365 1366 1367 1368 1369 1370 1371 1372 1373 1374 1375 1376   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1377 1378 1379 1380 1381 1382 1383 1384 1385 1386 1387 1388 1389 1390 1391 1392   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1393 1394 1395 1396 1397 1398 1399 1400 1401 1402 1403 1404 1405 1406 1407 1408   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1409 1410 1411 1412 1413 1414 1415 1416 1417 1418 1419 1420 1421 1422 1423 1424   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1425 1426 1427 1428 1429 1430 1431 1432 1433 1434 1435 1436 1437 1438 1439 1440   
## 1 1 1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 1441 1442 1443 1444 1445 1446 1447 1448 1449 1450 1451 1452 1453 1454 1455 1456   
## 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 1 1 0   
## 1457 1458 1459 1460 1461 1462 1463 1464 1465 1466 1467 1468 1469 1470 1471 1472   
## 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1473 1474 1475 1476 1477 1478 1479 1480 1481 1482 1483 1484 1485 1486 1487 1488   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0   
## 1489 1490 1491 1492 1493 1494 1495 1496 1497 1498 1499 1500 1501 1502 1503 1504   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0   
## 1505 1506 1507 1508 1509 1510 1511 1512 1513 1514 1515 1516 1517 1518 1519 1520   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1521 1522 1523 1524 1525 1526 1527 1528 1529 1530 1531 1532 1533 1534 1535 1536   
## 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1537 1538 1539 1540 1541 1542 1543 1544 1545 1546 1547 1548 1549 1550 1551 1552   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1553 1554 1555 1556 1557 1558 1559 1560 1561 1562 1563 1564 1565 1566 1567 1568   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1569 1570 1571 1572 1573 1574 1575 1576 1577 1578 1579 1580 1581 1582 1583 1584   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0   
## 1585 1586 1587 1588 1589 1590 1591 1592 1593 1594 1595 1596 1597 1598 1599 1600   
## 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1   
## 1601 1602 1603 1604 1605 1606 1607 1608 1609 1610 1611 1612 1613 1614 1615 1616   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1617 1618 1619 1620 1621 1622 1623 1624 1625 1626 1627 1628 1629 1630 1631 1632   
## 0 0 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1633 1634 1635 1636 1637 1638 1639 1640 1641 1642 1643 1644 1645 1646 1647 1648   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1   
## 1649 1650 1651 1652 1653 1654 1655 1656 1657 1658 1659 1660 1661 1662 1663 1664   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 1 0 1   
## 1665 1666 1667 1668 1669 1670 1671 1672 1673 1674 1675 1676 1677 1678 1679 1680   
## 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1681 1682 1683 1684 1685 1686 1687 1688 1689 1690 1691 1692 1693 1694 1695 1696   
## 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 0 1 1 0   
## 1697 1698 1699 1700 1701 1702 1703 1704 1705 1706 1707 1708 1709 1710 1711 1712   
## 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 1 1 0 0 1 0   
## 1713 1714 1715 1716 1717 1718 1719 1720 1721 1722 1723 1724 1725 1726 1727 1728   
## 0 0 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 1729 1730 1731 1732 1733 1734 1735 1736 1737 1738 1739 1740 1741 1742 1743 1744   
## 0 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 1 1 0   
## 1745 1746 1747 1748 1749 1750 1751 1752 1753 1754 1755 1756 1757 1758 1759 1760   
## 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 1 1 0 1 1 0   
## 1761 1762 1763 1764 1765 1766 1767   
## 0 0 1 1 1 1 0   
## Levels: 0 1

confusionMatrix(pre\_forest,ind\_test$`Order Conversion`)

## Confusion Matrix and Statistics  
##   
## Reference  
## Prediction 0 1  
## 0 1396 105  
## 1 32 234  
##   
## Accuracy : 0.9225   
## 95% CI : (0.909, 0.9345)  
## No Information Rate : 0.8081   
## P-Value [Acc > NIR] : < 2.2e-16   
##   
## Kappa : 0.7276   
##   
## Mcnemar's Test P-Value : 7.681e-10   
##   
## Sensitivity : 0.9776   
## Specificity : 0.6903   
## Pos Pred Value : 0.9300   
## Neg Pred Value : 0.8797   
## Prevalence : 0.8081   
## Detection Rate : 0.7900   
## Detection Prevalence : 0.8495   
## Balanced Accuracy : 0.8339   
##   
## 'Positive' Class : 0   
##

#Accuracy of the model is 91.74%.

library(stats)  
library(dplyr)  
library(ggplot2)  
library(ggfortify)

DataRf<-Dupe  
 attach(DataRf)  
 # Step 1: Build Logit Model on Training Dataset  
 logitMod <- glm(`Order Conversion`~ShapeName+ITEM\_NAME, family="binomial", data = ind\_train)  
 summary(logitMod)

##   
## Call:  
## glm(formula = `Order Conversion` ~ ShapeName + ITEM\_NAME, family = "binomial",   
## data = ind\_train)  
##   
## Deviance Residuals:   
## Min 1Q Median 3Q Max   
## -2.2974 -0.6679 -0.5549 -0.5406 1.9978   
##   
## Coefficients:  
## Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)   
## (Intercept) -1.81510 0.14816 -12.251 < 2e-16 \*\*\*  
## ShapeNameROUND 0.17960 0.39161 0.459 0.646497   
## ShapeNameSQUARE 0.49825 0.59506 0.837 0.402418   
## ITEM\_NAMEDURRY 0.02197 0.17137 0.128 0.897979   
## ITEM\_NAMEGUN TUFTED 1.68103 0.43324 3.880 0.000104 \*\*\*  
## ITEM\_NAMEHAND TUFTED 0.42842 0.16013 2.676 0.007461 \*\*   
## ITEM\_NAMEHANDLOOM 0.59132 0.32898 1.797 0.072263 .   
## ITEM\_NAMEHANDWOVEN -0.03436 0.19940 -0.172 0.863179   
## ITEM\_NAMEINDO-TIBBETAN 13.88291 187.49186 0.074 0.940974   
## ITEM\_NAMEJACQUARD 0.47532 0.36969 1.286 0.198534   
## ITEM\_NAMEKNOTTED 2.32235 0.22486 10.328 < 2e-16 \*\*\*  
## ITEM\_NAMEPOWER LOOM JACQUARD 4.38005 0.48717 8.991 < 2e-16 \*\*\*  
## ITEM\_NAMETABLE TUFTED 1.99742 0.45308 4.408 1.04e-05 \*\*\*  
## ---  
## Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1  
##   
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)  
##   
## Null deviance: 4109.5 on 4052 degrees of freedom  
## Residual deviance: 3726.3 on 4040 degrees of freedom  
## AIC: 3752.3  
##   
## Number of Fisher Scoring iterations: 11

# Step 2: Predict variable Order Conversion on Test Data.  
 #response is used to predict function on the model, it gives log values.  
 pred <- predict(logitMod, ind\_test, type="response")   
 pred

## 1 2 3 4 5 6 7 8   
## 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.6241611   
## 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 0.2075472 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230   
## 17 18 19 20 21 22 23 24   
## 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 25 26 27 28 29 30 31 32   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1359362   
## 33 34 35 36 37 38 39 40   
## 0.6241611 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 41 42 43 44 45 46 47 48   
## 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 49 50 51 52 53 54 55 56   
## 0.1999388 0.1400230 0.4665319 0.4665319 0.4665319 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 57 58 59 60 61 62 63 64   
## 0.4665319 0.4665319 0.5113807 0.5113807 0.2272727 0.1999388 0.4665319 0.4665319   
## 65 66 67 68 69 70 71 72   
## 0.4665319 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 73 74 75 76 77 78 79 80   
## 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 81 82 83 84 85 86 87 88   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 89 90 91 92 93 94 95 96   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 97 98 99 100 101 102 103 104   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 105 106 107 108 109 110 111 112   
## 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 113 114 115 116 117 118 119 120   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 121 122 123 124 125 126 127 128   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 129 130 131 132 133 134 135 136   
## 0.1426898 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 137 138 139 140 141 142 143 144   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.2075472 0.2075472 0.1426898   
## 145 146 147 148 149 150 151 152   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.2075472 0.1999388   
## 153 154 155 156 157 158 159 160   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 161 162 163 164 165 166 167 168   
## 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 169 170 171 172 173 174 175 176   
## 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362   
## 177 178 179 180 181 182 183 184   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 185 186 187 188 189 190 191 192   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 193 194 195 196 197 198 199 200   
## 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 201 202 203 204 205 206 207 208   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 209 210 211 212 213 214 215 216   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 217 218 219 220 221 222 223 224   
## 0.1661001 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.2272727 0.1400230 0.1400230 0.1426898   
## 225 226 227 228 229 230 231 232   
## 0.1426898 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 233 234 235 236 237 238 239 240   
## 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.6241611   
## 241 242 243 244 245 246 247 248   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1426898   
## 249 250 251 252 253 254 255 256   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 257 258 259 260 261 262 263 264   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 265 266 267 268 269 270 271 272   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 273 274 275 276 277 278 279 280   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.1999388 0.1999388   
## 281 282 283 284 285 286 287 288   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 289 290 291 292 293 294 295 296   
## 0.2272727 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388   
## 297 298 299 300 301 302 303 304   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 305 306 307 308 309 310 311 312   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 313 314 315 316 317 318 319 320   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388   
## 321 322 323 324 325 326 327 328   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 329 330 331 332 333 334 335 336   
## 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1426898   
## 337 338 339 340 341 342 343 344   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.2075472   
## 345 346 347 348 349 350 351 352   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472   
## 353 354 355 356 357 358 359 360   
## 0.2075472 0.2075472 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 361 362 363 364 365 366 367 368   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 369 370 371 372 373 374 375 376   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 377 378 379 380 381 382 383 384   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 385 386 387 388 389 390 391 392   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 393 394 395 396 397 398 399 400   
## 0.1999388 0.2075472 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 401 402 403 404 405 406 407 408   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 409 410 411 412 413 414 415 416   
## 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1999388   
## 417 418 419 420 421 422 423 424   
## 0.2075472 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 425 426 427 428 429 430 431 432   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1999388   
## 433 434 435 436 437 438 439 440   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 441 442 443 444 445 446 447 448   
## 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 449 450 451 452 453 454 455 456   
## 0.1400230 0.1999388 0.2075472 0.2914351 0.2914351 0.2914351 0.1400230 0.1999388   
## 457 458 459 460 461 462 463 464   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.6241611 0.6241611 0.1359362   
## 465 466 467 468 469 470 471 472   
## 0.1359362 0.2075472 0.6241611 0.2272727 0.9285714 0.2272727 0.2272727 0.1400230   
## 473 474 475 476 477 478 479 480   
## 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.2272727 0.2272727   
## 481 482 483 484 485 486 487 488   
## 0.2272727 0.2075472 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 489 490 491 492 493 494 495 496   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.5454545 0.1359362 0.1400230 0.1400230   
## 497 498 499 500 501 502 503 504   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.2302193 0.1999388   
## 505 506 507 508 509 510 511 512   
## 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1400230 0.1400230 0.1999388   
## 513 514 515 516 517 518 519 520   
## 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1400230   
## 521 522 523 524 525 526 527 528   
## 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1400230 0.1426898   
## 529 530 531 532 533 534 535 536   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.2075472   
## 537 538 539 540 541 542 543 544   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 545 546 547 548 549 550 551 552   
## 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.2075472   
## 553 554 555 556 557 558 559 560   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.2150290 0.2150290 0.1400230   
## 561 562 563 564 565 566 567 568   
## 0.1359362 0.1426898 0.2272727 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1999388   
## 569 570 571 572 573 574 575 576   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 577 578 579 580 581 582 583 584   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1359362   
## 585 586 587 588 589 590 591 592   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 593 594 595 596 597 598 599 600   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1359362 0.1400230   
## 601 602 603 604 605 606 607 608   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.6241611 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 609 610 611 612 613 614 615 616   
## 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 617 618 619 620 621 622 623 624   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 625 626 627 628 629 630 631 632   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.6241611   
## 633 634 635 636 637 638 639 640   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388   
## 641 642 643 644 645 646 647 648   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1426898 0.2272727 0.1426898   
## 649 650 651 652 653 654 655 656   
## 0.9285714 0.9285714 0.2075472 0.1426898 0.2272727 0.2272727 0.1999388 0.1359362   
## 657 658 659 660 661 662 663 664   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.2272727 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 665 666 667 668 669 670 671 672   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 673 674 675 676 677 678 679 680   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 681 682 683 684 685 686 687 688   
## 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 689 690 691 692 693 694 695 696   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 697 698 699 700 701 702 703 704   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 705 706 707 708 709 710 711 712   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 713 714 715 716 717 718 719 720   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 721 722 723 724 725 726 727 728   
## 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 729 730 731 732 733 734 735 736   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 737 738 739 740 741 742 743 744   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388   
## 745 746 747 748 749 750 751 752   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1426898   
## 753 754 755 756 757 758 759 760   
## 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 761 762 763 764 765 766 767 768   
## 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 769 770 771 772 773 774 775 776   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 777 778 779 780 781 782 783 784   
## 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1999388 0.1426898   
## 785 786 787 788 789 790 791 792   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 793 794 795 796 797 798 799 800   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 801 802 803 804 805 806 807 808   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727   
## 809 810 811 812 813 814 815 816   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1426898   
## 817 818 819 820 821 822 823 824   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.6241611 0.1999388   
## 825 826 827 828 829 830 831 832   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388   
## 833 834 835 836 837 838 839 840   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.2272727 0.1999388   
## 841 842 843 844 845 846 847 848   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 849 850 851 852 853 854 855 856   
## 0.1400230 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 857 858 859 860 861 862 863 864   
## 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898   
## 865 866 867 868 869 870 871 872   
## 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 873 874 875 876 877 878 879 880   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1359362   
## 881 882 883 884 885 886 887 888   
## 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 889 890 891 892 893 894 895 896   
## 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 897 898 899 900 901 902 903 904   
## 0.1400230 0.1999388 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.5454545 0.1999388 0.1400230   
## 905 906 907 908 909 910 911 912   
## 0.5454545 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 913 914 915 916 917 918 919 920   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1400230   
## 921 922 923 924 925 926 927 928   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 929 930 931 932 933 934 935 936   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1661001 0.1426898 0.1999388   
## 937 938 939 940 941 942 943 944   
## 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 945 946 947 948 949 950 951 952   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898   
## 953 954 955 956 957 958 959 960   
## 0.1359362 0.1999388 0.5454545 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 961 962 963 964 965 966 967 968   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 969 970 971 972 973 974 975 976   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.1359362 0.1359362   
## 977 978 979 980 981 982 983 984   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 985 986 987 988 989 990 991 992   
## 0.1426898 0.5454545 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 993 994 995 996 997 998 999 1000   
## 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1426898 0.6241611   
## 1001 1002 1003 1004 1005 1006 1007 1008   
## 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.9285714   
## 1009 1010 1011 1012 1013 1014 1015 1016   
## 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1017 1018 1019 1020 1021 1022 1023 1024   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 1025 1026 1027 1028 1029 1030 1031 1032   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1033 1034 1035 1036 1037 1038 1039 1040   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1041 1042 1043 1044 1045 1046 1047 1048   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1049 1050 1051 1052 1053 1054 1055 1056   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362   
## 1057 1058 1059 1060 1061 1062 1063 1064   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.6241611   
## 1065 1066 1067 1068 1069 1070 1071 1072   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 1073 1074 1075 1076 1077 1078 1079 1080   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898   
## 1081 1082 1083 1084 1085 1086 1087 1088   
## 0.1999388 0.9285714 0.9285714 0.9285714 0.1999388 0.1426898 0.9285714 0.1999388   
## 1089 1090 1091 1092 1093 1094 1095 1096   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1097 1098 1099 1100 1101 1102 1103 1104   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1426898   
## 1105 1106 1107 1108 1109 1110 1111 1112   
## 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727   
## 1113 1114 1115 1116 1117 1118 1119 1120   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1121 1122 1123 1124 1125 1126 1127 1128   
## 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 1129 1130 1131 1132 1133 1134 1135 1136   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1137 1138 1139 1140 1141 1142 1143 1144   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1145 1146 1147 1148 1149 1150 1151 1152   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.6241611 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1153 1154 1155 1156 1157 1158 1159 1160   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1161 1162 1163 1164 1165 1166 1167 1168   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1169 1170 1171 1172 1173 1174 1175 1176   
## 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1661001 0.1999388 0.1999388   
## 1177 1178 1179 1180 1181 1182 1183 1184   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1185 1186 1187 1188 1189 1190 1191 1192   
## 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1193 1194 1195 1196 1197 1198 1199 1200   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.2075472 0.1400230   
## 1201 1202 1203 1204 1205 1206 1207 1208   
## 0.2302193 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.1999388 0.2302193 0.2302193   
## 1209 1210 1211 1212 1213 1214 1215 1216   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.1426898 0.1999388 0.1999388   
## 1217 1218 1219 1220 1221 1222 1223 1224   
## 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1225 1226 1227 1228 1229 1230 1231 1232   
## 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1233 1234 1235 1236 1237 1238 1239 1240   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1241 1242 1243 1244 1245 1246 1247 1248   
## 0.1426898 0.1999388 0.1661001 0.1426898 0.1661001 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1249 1250 1251 1252 1253 1254 1255 1256   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1257 1258 1259 1260 1261 1262 1263 1264   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1265 1266 1267 1268 1269 1270 1271 1272   
## 0.1584432 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1273 1274 1275 1276 1277 1278 1279 1280   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1281 1282 1283 1284 1285 1286 1287 1288   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362   
## 1289 1290 1291 1292 1293 1294 1295 1296   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1297 1298 1299 1300 1301 1302 1303 1304   
## 0.9285714 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.9285714 0.6241611 0.1359362 0.1999388   
## 1305 1306 1307 1308 1309 1310 1311 1312   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1426898   
## 1313 1314 1315 1316 1317 1318 1319 1320   
## 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 1321 1322 1323 1324 1325 1326 1327 1328   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1329 1330 1331 1332 1333 1334 1335 1336   
## 0.1359362 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 1337 1338 1339 1340 1341 1342 1343 1344   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.2302193 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1345 1346 1347 1348 1349 1350 1351 1352   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.1400230   
## 1353 1354 1355 1356 1357 1358 1359 1360   
## 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1361 1362 1363 1364 1365 1366 1367 1368   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1400230   
## 1369 1370 1371 1372 1373 1374 1375 1376   
## 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1377 1378 1379 1380 1381 1382 1383 1384   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1385 1386 1387 1388 1389 1390 1391 1392   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898   
## 1393 1394 1395 1396 1397 1398 1399 1400   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1401 1402 1403 1404 1405 1406 1407 1408   
## 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1409 1410 1411 1412 1413 1414 1415 1416   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1417 1418 1419 1420 1421 1422 1423 1424   
## 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1425 1426 1427 1428 1429 1430 1431 1432   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1433 1434 1435 1436 1437 1438 1439 1440   
## 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1441 1442 1443 1444 1445 1446 1447 1448   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1449 1450 1451 1452 1453 1454 1455 1456   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898   
## 1457 1458 1459 1460 1461 1462 1463 1464   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1426898   
## 1465 1466 1467 1468 1469 1470 1471 1472   
## 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1473 1474 1475 1476 1477 1478 1479 1480   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1481 1482 1483 1484 1485 1486 1487 1488   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1489 1490 1491 1492 1493 1494 1495 1496   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1497 1498 1499 1500 1501 1502 1503 1504   
## 0.1999388 0.1426898 0.9285714 0.1999388 0.9285714 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1505 1506 1507 1508 1509 1510 1511 1512   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.5454545   
## 1513 1514 1515 1516 1517 1518 1519 1520   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.2075472 0.2075472 0.9285714 0.1999388   
## 1521 1522 1523 1524 1525 1526 1527 1528   
## 0.1359362 0.9285714 0.9285714 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1426898   
## 1529 1530 1531 1532 1533 1534 1535 1536   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1537 1538 1539 1540 1541 1542 1543 1544   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1545 1546 1547 1548 1549 1550 1551 1552   
## 0.1426898 0.1999388 0.9285714 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1553 1554 1555 1556 1557 1558 1559 1560   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.2075472 0.1426898 0.1426898   
## 1561 1562 1563 1564 1565 1566 1567 1568   
## 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1569 1570 1571 1572 1573 1574 1575 1576   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1577 1578 1579 1580 1581 1582 1583 1584   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1585 1586 1587 1588 1589 1590 1591 1592   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1593 1594 1595 1596 1597 1598 1599 1600   
## 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.9285714 0.9285714   
## 1601 1602 1603 1604 1605 1606 1607 1608   
## 0.9285714 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1609 1610 1611 1612 1613 1614 1615 1616   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 1617 1618 1619 1620 1621 1622 1623 1624   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611   
## 1625 1626 1627 1628 1629 1630 1631 1632   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1633 1634 1635 1636 1637 1638 1639 1640   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1426898   
## 1641 1642 1643 1644 1645 1646 1647 1648   
## 0.9285714 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.9285714   
## 1649 1650 1651 1652 1653 1654 1655 1656   
## 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1657 1658 1659 1660 1661 1662 1663 1664   
## 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1359362 0.9285714   
## 1665 1666 1667 1668 1669 1670 1671 1672   
## 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.5454545 0.1999388 0.1999388   
## 1673 1674 1675 1676 1677 1678 1679 1680   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1681 1682 1683 1684 1685 1686 1687 1688   
## 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362   
## 1689 1690 1691 1692 1693 1694 1695 1696   
## 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362   
## 1697 1698 1699 1700 1701 1702 1703 1704   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1400230   
## 1705 1706 1707 1708 1709 1710 1711 1712   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1713 1714 1715 1716 1717 1718 1719 1720   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1721 1722 1723 1724 1725 1726 1727 1728   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.2075472 0.5454545 0.1359362 0.1359362   
## 1729 1730 1731 1732 1733 1734 1735 1736   
## 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.2272727 0.2272727 0.1426898 0.1999388 0.1426898   
## 1737 1738 1739 1740 1741 1742 1743 1744   
## 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.2075472 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1426898   
## 1745 1746 1747 1748 1749 1750 1751 1752   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1753 1754 1755 1756 1757 1758 1759 1760   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1400230 0.6241611 0.2075472   
## 1761 1762 1763 1764 1765 1766 1767   
## 0.1426898 0.1999388 0.9285714 0.2075472 0.1400230 0.1400230 0.1999388

#library(mlbench)  
 # data(DataRf, package="mlbench")  
 #B <- Data[complete.cases(Data), ]   
 #str(B)  
 #glm(`Order Conversion`~CountryName, family="binomial", data = B)  
 #table(B$`Order Conversion`)

#predicting on the test data set "ind\_test"  
 pr<-predict(logitMod, newdata=ind\_test, type="response")  
 pr

## 1 2 3 4 5 6 7 8   
## 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.6241611   
## 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 0.2075472 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230   
## 17 18 19 20 21 22 23 24   
## 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 25 26 27 28 29 30 31 32   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1359362   
## 33 34 35 36 37 38 39 40   
## 0.6241611 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 41 42 43 44 45 46 47 48   
## 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 49 50 51 52 53 54 55 56   
## 0.1999388 0.1400230 0.4665319 0.4665319 0.4665319 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 57 58 59 60 61 62 63 64   
## 0.4665319 0.4665319 0.5113807 0.5113807 0.2272727 0.1999388 0.4665319 0.4665319   
## 65 66 67 68 69 70 71 72   
## 0.4665319 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 73 74 75 76 77 78 79 80   
## 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 81 82 83 84 85 86 87 88   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 89 90 91 92 93 94 95 96   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 97 98 99 100 101 102 103 104   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 105 106 107 108 109 110 111 112   
## 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 113 114 115 116 117 118 119 120   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 121 122 123 124 125 126 127 128   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 129 130 131 132 133 134 135 136   
## 0.1426898 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 137 138 139 140 141 142 143 144   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.2075472 0.2075472 0.1426898   
## 145 146 147 148 149 150 151 152   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.2075472 0.1999388   
## 153 154 155 156 157 158 159 160   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 161 162 163 164 165 166 167 168   
## 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 169 170 171 172 173 174 175 176   
## 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362   
## 177 178 179 180 181 182 183 184   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 185 186 187 188 189 190 191 192   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 193 194 195 196 197 198 199 200   
## 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 201 202 203 204 205 206 207 208   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 209 210 211 212 213 214 215 216   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 217 218 219 220 221 222 223 224   
## 0.1661001 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.2272727 0.1400230 0.1400230 0.1426898   
## 225 226 227 228 229 230 231 232   
## 0.1426898 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 233 234 235 236 237 238 239 240   
## 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.6241611   
## 241 242 243 244 245 246 247 248   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1426898   
## 249 250 251 252 253 254 255 256   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 257 258 259 260 261 262 263 264   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 265 266 267 268 269 270 271 272   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 273 274 275 276 277 278 279 280   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.1999388 0.1999388   
## 281 282 283 284 285 286 287 288   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 289 290 291 292 293 294 295 296   
## 0.2272727 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388   
## 297 298 299 300 301 302 303 304   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 305 306 307 308 309 310 311 312   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 313 314 315 316 317 318 319 320   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388   
## 321 322 323 324 325 326 327 328   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 329 330 331 332 333 334 335 336   
## 0.6241611 0.6241611 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1426898   
## 337 338 339 340 341 342 343 344   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.2075472   
## 345 346 347 348 349 350 351 352   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472   
## 353 354 355 356 357 358 359 360   
## 0.2075472 0.2075472 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 361 362 363 364 365 366 367 368   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 369 370 371 372 373 374 375 376   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 377 378 379 380 381 382 383 384   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 385 386 387 388 389 390 391 392   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1999388   
## 393 394 395 396 397 398 399 400   
## 0.1999388 0.2075472 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 401 402 403 404 405 406 407 408   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 409 410 411 412 413 414 415 416   
## 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1999388   
## 417 418 419 420 421 422 423 424   
## 0.2075472 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 425 426 427 428 429 430 431 432   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1999388   
## 433 434 435 436 437 438 439 440   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 441 442 443 444 445 446 447 448   
## 0.1999388 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 449 450 451 452 453 454 455 456   
## 0.1400230 0.1999388 0.2075472 0.2914351 0.2914351 0.2914351 0.1400230 0.1999388   
## 457 458 459 460 461 462 463 464   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.6241611 0.6241611 0.1359362   
## 465 466 467 468 469 470 471 472   
## 0.1359362 0.2075472 0.6241611 0.2272727 0.9285714 0.2272727 0.2272727 0.1400230   
## 473 474 475 476 477 478 479 480   
## 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.2272727 0.2272727   
## 481 482 483 484 485 486 487 488   
## 0.2272727 0.2075472 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 489 490 491 492 493 494 495 496   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.5454545 0.1359362 0.1400230 0.1400230   
## 497 498 499 500 501 502 503 504   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.2302193 0.1999388   
## 505 506 507 508 509 510 511 512   
## 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1400230 0.1400230 0.1999388   
## 513 514 515 516 517 518 519 520   
## 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1400230   
## 521 522 523 524 525 526 527 528   
## 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1400230 0.1426898   
## 529 530 531 532 533 534 535 536   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.2075472   
## 537 538 539 540 541 542 543 544   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 545 546 547 548 549 550 551 552   
## 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.2075472   
## 553 554 555 556 557 558 559 560   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.2150290 0.2150290 0.1400230   
## 561 562 563 564 565 566 567 568   
## 0.1359362 0.1426898 0.2272727 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1999388   
## 569 570 571 572 573 574 575 576   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 577 578 579 580 581 582 583 584   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1359362   
## 585 586 587 588 589 590 591 592   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 593 594 595 596 597 598 599 600   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1359362 0.1400230   
## 601 602 603 604 605 606 607 608   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.6241611 0.6241611 0.1999388 0.1999388   
## 609 610 611 612 613 614 615 616   
## 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 617 618 619 620 621 622 623 624   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 625 626 627 628 629 630 631 632   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.6241611   
## 633 634 635 636 637 638 639 640   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388   
## 641 642 643 644 645 646 647 648   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1426898 0.2272727 0.1426898   
## 649 650 651 652 653 654 655 656   
## 0.9285714 0.9285714 0.2075472 0.1426898 0.2272727 0.2272727 0.1999388 0.1359362   
## 657 658 659 660 661 662 663 664   
## 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727 0.2272727 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 665 666 667 668 669 670 671 672   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 673 674 675 676 677 678 679 680   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 681 682 683 684 685 686 687 688   
## 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 689 690 691 692 693 694 695 696   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 697 698 699 700 701 702 703 704   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 705 706 707 708 709 710 711 712   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 713 714 715 716 717 718 719 720   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 721 722 723 724 725 726 727 728   
## 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230   
## 729 730 731 732 733 734 735 736   
## 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 737 738 739 740 741 742 743 744   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388   
## 745 746 747 748 749 750 751 752   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1426898   
## 753 754 755 756 757 758 759 760   
## 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 761 762 763 764 765 766 767 768   
## 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 769 770 771 772 773 774 775 776   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 777 778 779 780 781 782 783 784   
## 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1400230 0.1999388 0.1426898   
## 785 786 787 788 789 790 791 792   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 793 794 795 796 797 798 799 800   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 801 802 803 804 805 806 807 808   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727   
## 809 810 811 812 813 814 815 816   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1426898   
## 817 818 819 820 821 822 823 824   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.6241611 0.1999388   
## 825 826 827 828 829 830 831 832   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388   
## 833 834 835 836 837 838 839 840   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.2272727 0.1999388   
## 841 842 843 844 845 846 847 848   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 849 850 851 852 853 854 855 856   
## 0.1400230 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 857 858 859 860 861 862 863 864   
## 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898   
## 865 866 867 868 869 870 871 872   
## 0.2075472 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 873 874 875 876 877 878 879 880   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1359362   
## 881 882 883 884 885 886 887 888   
## 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 889 890 891 892 893 894 895 896   
## 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 897 898 899 900 901 902 903 904   
## 0.1400230 0.1999388 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.5454545 0.1999388 0.1400230   
## 905 906 907 908 909 910 911 912   
## 0.5454545 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 913 914 915 916 917 918 919 920   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1400230   
## 921 922 923 924 925 926 927 928   
## 0.1400230 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1999388   
## 929 930 931 932 933 934 935 936   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1661001 0.1426898 0.1999388   
## 937 938 939 940 941 942 943 944   
## 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 945 946 947 948 949 950 951 952   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1426898 0.1426898   
## 953 954 955 956 957 958 959 960   
## 0.1359362 0.1999388 0.5454545 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 961 962 963 964 965 966 967 968   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 969 970 971 972 973 974 975 976   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.1359362 0.1359362   
## 977 978 979 980 981 982 983 984   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 985 986 987 988 989 990 991 992   
## 0.1426898 0.5454545 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 993 994 995 996 997 998 999 1000   
## 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1426898 0.6241611   
## 1001 1002 1003 1004 1005 1006 1007 1008   
## 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.9285714   
## 1009 1010 1011 1012 1013 1014 1015 1016   
## 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1017 1018 1019 1020 1021 1022 1023 1024   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898   
## 1025 1026 1027 1028 1029 1030 1031 1032   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1033 1034 1035 1036 1037 1038 1039 1040   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1041 1042 1043 1044 1045 1046 1047 1048   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1049 1050 1051 1052 1053 1054 1055 1056   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362   
## 1057 1058 1059 1060 1061 1062 1063 1064   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.6241611   
## 1065 1066 1067 1068 1069 1070 1071 1072   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 1073 1074 1075 1076 1077 1078 1079 1080   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898   
## 1081 1082 1083 1084 1085 1086 1087 1088   
## 0.1999388 0.9285714 0.9285714 0.9285714 0.1999388 0.1426898 0.9285714 0.1999388   
## 1089 1090 1091 1092 1093 1094 1095 1096   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1097 1098 1099 1100 1101 1102 1103 1104   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1426898   
## 1105 1106 1107 1108 1109 1110 1111 1112   
## 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.2272727   
## 1113 1114 1115 1116 1117 1118 1119 1120   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1121 1122 1123 1124 1125 1126 1127 1128   
## 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230   
## 1129 1130 1131 1132 1133 1134 1135 1136   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1137 1138 1139 1140 1141 1142 1143 1144   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1145 1146 1147 1148 1149 1150 1151 1152   
## 0.1426898 0.1400230 0.1426898 0.1400230 0.6241611 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1153 1154 1155 1156 1157 1158 1159 1160   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1161 1162 1163 1164 1165 1166 1167 1168   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1169 1170 1171 1172 1173 1174 1175 1176   
## 0.1426898 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1999388 0.1661001 0.1999388 0.1999388   
## 1177 1178 1179 1180 1181 1182 1183 1184   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1185 1186 1187 1188 1189 1190 1191 1192   
## 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1193 1194 1195 1196 1197 1198 1199 1200   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.2075472 0.1400230   
## 1201 1202 1203 1204 1205 1206 1207 1208   
## 0.2302193 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.1999388 0.2302193 0.2302193   
## 1209 1210 1211 1212 1213 1214 1215 1216   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2302193 0.1426898 0.1999388 0.1999388   
## 1217 1218 1219 1220 1221 1222 1223 1224   
## 0.1359362 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1225 1226 1227 1228 1229 1230 1231 1232   
## 0.1400230 0.1400230 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1233 1234 1235 1236 1237 1238 1239 1240   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1241 1242 1243 1244 1245 1246 1247 1248   
## 0.1426898 0.1999388 0.1661001 0.1426898 0.1661001 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1249 1250 1251 1252 1253 1254 1255 1256   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1257 1258 1259 1260 1261 1262 1263 1264   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1265 1266 1267 1268 1269 1270 1271 1272   
## 0.1584432 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1273 1274 1275 1276 1277 1278 1279 1280   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1281 1282 1283 1284 1285 1286 1287 1288   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362   
## 1289 1290 1291 1292 1293 1294 1295 1296   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1297 1298 1299 1300 1301 1302 1303 1304   
## 0.9285714 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.9285714 0.6241611 0.1359362 0.1999388   
## 1305 1306 1307 1308 1309 1310 1311 1312   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.2075472 0.1426898   
## 1313 1314 1315 1316 1317 1318 1319 1320   
## 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 1321 1322 1323 1324 1325 1326 1327 1328   
## 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1329 1330 1331 1332 1333 1334 1335 1336   
## 0.1359362 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362   
## 1337 1338 1339 1340 1341 1342 1343 1344   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.2302193 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1345 1346 1347 1348 1349 1350 1351 1352   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.1400230   
## 1353 1354 1355 1356 1357 1358 1359 1360   
## 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1361 1362 1363 1364 1365 1366 1367 1368   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1400230   
## 1369 1370 1371 1372 1373 1374 1375 1376   
## 0.1426898 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1377 1378 1379 1380 1381 1382 1383 1384   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1385 1386 1387 1388 1389 1390 1391 1392   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1426898   
## 1393 1394 1395 1396 1397 1398 1399 1400   
## 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1401 1402 1403 1404 1405 1406 1407 1408   
## 0.1359362 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1999388 0.1359362 0.1359362   
## 1409 1410 1411 1412 1413 1414 1415 1416   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1417 1418 1419 1420 1421 1422 1423 1424   
## 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1359362   
## 1425 1426 1427 1428 1429 1430 1431 1432   
## 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1433 1434 1435 1436 1437 1438 1439 1440   
## 0.6241611 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1441 1442 1443 1444 1445 1446 1447 1448   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1449 1450 1451 1452 1453 1454 1455 1456   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898   
## 1457 1458 1459 1460 1461 1462 1463 1464   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1426898   
## 1465 1466 1467 1468 1469 1470 1471 1472   
## 0.1426898 0.1426898 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1473 1474 1475 1476 1477 1478 1479 1480   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1481 1482 1483 1484 1485 1486 1487 1488   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1489 1490 1491 1492 1493 1494 1495 1496   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1497 1498 1499 1500 1501 1502 1503 1504   
## 0.1999388 0.1426898 0.9285714 0.1999388 0.9285714 0.1999388 0.1359362 0.1999388   
## 1505 1506 1507 1508 1509 1510 1511 1512   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.5454545   
## 1513 1514 1515 1516 1517 1518 1519 1520   
## 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.1400230 0.2075472 0.2075472 0.9285714 0.1999388   
## 1521 1522 1523 1524 1525 1526 1527 1528   
## 0.1359362 0.9285714 0.9285714 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.6241611 0.1426898   
## 1529 1530 1531 1532 1533 1534 1535 1536   
## 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1537 1538 1539 1540 1541 1542 1543 1544   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898   
## 1545 1546 1547 1548 1549 1550 1551 1552   
## 0.1426898 0.1999388 0.9285714 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1553 1554 1555 1556 1557 1558 1559 1560   
## 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.2075472 0.1426898 0.1426898   
## 1561 1562 1563 1564 1565 1566 1567 1568   
## 0.1400230 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1569 1570 1571 1572 1573 1574 1575 1576   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1577 1578 1579 1580 1581 1582 1583 1584   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.6241611 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1585 1586 1587 1588 1589 1590 1591 1592   
## 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1593 1594 1595 1596 1597 1598 1599 1600   
## 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.9285714 0.9285714   
## 1601 1602 1603 1604 1605 1606 1607 1608   
## 0.9285714 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1609 1610 1611 1612 1613 1614 1615 1616   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1999388   
## 1617 1618 1619 1620 1621 1622 1623 1624   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.6241611   
## 1625 1626 1627 1628 1629 1630 1631 1632   
## 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1633 1634 1635 1636 1637 1638 1639 1640   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1426898   
## 1641 1642 1643 1644 1645 1646 1647 1648   
## 0.9285714 0.1999388 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.9285714   
## 1649 1650 1651 1652 1653 1654 1655 1656   
## 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.2272727 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1359362   
## 1657 1658 1659 1660 1661 1662 1663 1664   
## 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1359362 0.1359362 0.9285714 0.1359362 0.9285714   
## 1665 1666 1667 1668 1669 1670 1671 1672   
## 0.9285714 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.5454545 0.1999388 0.1999388   
## 1673 1674 1675 1676 1677 1678 1679 1680   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1999388   
## 1681 1682 1683 1684 1685 1686 1687 1688   
## 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1999388 0.1359362   
## 1689 1690 1691 1692 1693 1694 1695 1696   
## 0.6241611 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362   
## 1697 1698 1699 1700 1701 1702 1703 1704   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1400230   
## 1705 1706 1707 1708 1709 1710 1711 1712   
## 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1713 1714 1715 1716 1717 1718 1719 1720   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1359362 0.1359362 0.1426898 0.1426898 0.1426898   
## 1721 1722 1723 1724 1725 1726 1727 1728   
## 0.1426898 0.1426898 0.1426898 0.1999388 0.2075472 0.5454545 0.1359362 0.1359362   
## 1729 1730 1731 1732 1733 1734 1735 1736   
## 0.1359362 0.1999388 0.1426898 0.2272727 0.2272727 0.1426898 0.1999388 0.1426898   
## 1737 1738 1739 1740 1741 1742 1743 1744   
## 0.1426898 0.1426898 0.6241611 0.2075472 0.1359362 0.1359362 0.6241611 0.1426898   
## 1745 1746 1747 1748 1749 1750 1751 1752   
## 0.1999388 0.1999388 0.1999388 0.1359362 0.1359362 0.1359362 0.1999388 0.1999388   
## 1753 1754 1755 1756 1757 1758 1759 1760   
## 0.1426898 0.1999388 0.1999388 0.1400230 0.1999388 0.1400230 0.6241611 0.2075472   
## 1761 1762 1763 1764 1765 1766 1767   
## 0.1426898 0.1999388 0.9285714 0.2075472 0.1400230 0.1400230 0.1999388

#creating a "predicted\_num" to create the "pr" prediction value greater than 0.5  
 predicted\_num<-ifelse(pr>0.5, 1,0)  
 predicted\_num

## 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32   
## 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0   
## 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0   
## 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 160   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 161 162 163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176   
## 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 177 178 179 180 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190 191 192   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 193 194 195 196 197 198 199 200 201 202 203 204 205 206 207 208   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 209 210 211 212 213 214 215 216 217 218 219 220 221 222 223 224   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 225 226 227 228 229 230 231 232 233 234 235 236 237 238 239 240   
## 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 241 242 243 244 245 246 247 248 249 250 251 252 253 254 255 256   
## 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 257 258 259 260 261 262 263 264 265 266 267 268 269 270 271 272   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 273 274 275 276 277 278 279 280 281 282 283 284 285 286 287 288   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 289 290 291 292 293 294 295 296 297 298 299 300 301 302 303 304   
## 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 305 306 307 308 309 310 311 312 313 314 315 316 317 318 319 320   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 321 322 323 324 325 326 327 328 329 330 331 332 333 334 335 336   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 337 338 339 340 341 342 343 344 345 346 347 348 349 350 351 352   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 353 354 355 356 357 358 359 360 361 362 363 364 365 366 367 368   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 369 370 371 372 373 374 375 376 377 378 379 380 381 382 383 384   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 385 386 387 388 389 390 391 392 393 394 395 396 397 398 399 400   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 401 402 403 404 405 406 407 408 409 410 411 412 413 414 415 416   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 417 418 419 420 421 422 423 424 425 426 427 428 429 430 431 432   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0   
## 433 434 435 436 437 438 439 440 441 442 443 444 445 446 447 448   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 449 450 451 452 453 454 455 456 457 458 459 460 461 462 463 464   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0   
## 465 466 467 468 469 470 471 472 473 474 475 476 477 478 479 480   
## 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 481 482 483 484 485 486 487 488 489 490 491 492 493 494 495 496   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 497 498 499 500 501 502 503 504 505 506 507 508 509 510 511 512   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 513 514 515 516 517 518 519 520 521 522 523 524 525 526 527 528   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 529 530 531 532 533 534 535 536 537 538 539 540 541 542 543 544   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 545 546 547 548 549 550 551 552 553 554 555 556 557 558 559 560   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 561 562 563 564 565 566 567 568 569 570 571 572 573 574 575 576   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 577 578 579 580 581 582 583 584 585 586 587 588 589 590 591 592   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 593 594 595 596 597 598 599 600 601 602 603 604 605 606 607 608   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 609 610 611 612 613 614 615 616 617 618 619 620 621 622 623 624   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 625 626 627 628 629 630 631 632 633 634 635 636 637 638 639 640   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 641 642 643 644 645 646 647 648 649 650 651 652 653 654 655 656   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 657 658 659 660 661 662 663 664 665 666 667 668 669 670 671 672   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 673 674 675 676 677 678 679 680 681 682 683 684 685 686 687 688   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 689 690 691 692 693 694 695 696 697 698 699 700 701 702 703 704   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 705 706 707 708 709 710 711 712 713 714 715 716 717 718 719 720   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 721 722 723 724 725 726 727 728 729 730 731 732 733 734 735 736   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 737 738 739 740 741 742 743 744 745 746 747 748 749 750 751 752   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 753 754 755 756 757 758 759 760 761 762 763 764 765 766 767 768   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 769 770 771 772 773 774 775 776 777 778 779 780 781 782 783 784   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 785 786 787 788 789 790 791 792 793 794 795 796 797 798 799 800   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 801 802 803 804 805 806 807 808 809 810 811 812 813 814 815 816   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 817 818 819 820 821 822 823 824 825 826 827 828 829 830 831 832   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 833 834 835 836 837 838 839 840 841 842 843 844 845 846 847 848   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 849 850 851 852 853 854 855 856 857 858 859 860 861 862 863 864   
## 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 865 866 867 868 869 870 871 872 873 874 875 876 877 878 879 880   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 881 882 883 884 885 886 887 888 889 890 891 892 893 894 895 896   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 897 898 899 900 901 902 903 904 905 906 907 908 909 910 911 912   
## 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 913 914 915 916 917 918 919 920 921 922 923 924 925 926 927 928   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 929 930 931 932 933 934 935 936 937 938 939 940 941 942 943 944   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 945 946 947 948 949 950 951 952 953 954 955 956 957 958 959 960   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 961 962 963 964 965 966 967 968 969 970 971 972 973 974 975 976   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 977 978 979 980 981 982 983 984 985 986 987 988 989 990 991 992   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 993 994 995 996 997 998 999 1000 1001 1002 1003 1004 1005 1006 1007 1008   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1009 1010 1011 1012 1013 1014 1015 1016 1017 1018 1019 1020 1021 1022 1023 1024   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1025 1026 1027 1028 1029 1030 1031 1032 1033 1034 1035 1036 1037 1038 1039 1040   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1041 1042 1043 1044 1045 1046 1047 1048 1049 1050 1051 1052 1053 1054 1055 1056   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1057 1058 1059 1060 1061 1062 1063 1064 1065 1066 1067 1068 1069 1070 1071 1072   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1073 1074 1075 1076 1077 1078 1079 1080 1081 1082 1083 1084 1085 1086 1087 1088   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0   
## 1089 1090 1091 1092 1093 1094 1095 1096 1097 1098 1099 1100 1101 1102 1103 1104   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1105 1106 1107 1108 1109 1110 1111 1112 1113 1114 1115 1116 1117 1118 1119 1120   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1121 1122 1123 1124 1125 1126 1127 1128 1129 1130 1131 1132 1133 1134 1135 1136   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1137 1138 1139 1140 1141 1142 1143 1144 1145 1146 1147 1148 1149 1150 1151 1152   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1153 1154 1155 1156 1157 1158 1159 1160 1161 1162 1163 1164 1165 1166 1167 1168   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1169 1170 1171 1172 1173 1174 1175 1176 1177 1178 1179 1180 1181 1182 1183 1184   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1185 1186 1187 1188 1189 1190 1191 1192 1193 1194 1195 1196 1197 1198 1199 1200   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1201 1202 1203 1204 1205 1206 1207 1208 1209 1210 1211 1212 1213 1214 1215 1216   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1217 1218 1219 1220 1221 1222 1223 1224 1225 1226 1227 1228 1229 1230 1231 1232   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1233 1234 1235 1236 1237 1238 1239 1240 1241 1242 1243 1244 1245 1246 1247 1248   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1249 1250 1251 1252 1253 1254 1255 1256 1257 1258 1259 1260 1261 1262 1263 1264   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1265 1266 1267 1268 1269 1270 1271 1272 1273 1274 1275 1276 1277 1278 1279 1280   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1281 1282 1283 1284 1285 1286 1287 1288 1289 1290 1291 1292 1293 1294 1295 1296   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1297 1298 1299 1300 1301 1302 1303 1304 1305 1306 1307 1308 1309 1310 1311 1312   
## 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1313 1314 1315 1316 1317 1318 1319 1320 1321 1322 1323 1324 1325 1326 1327 1328   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1329 1330 1331 1332 1333 1334 1335 1336 1337 1338 1339 1340 1341 1342 1343 1344   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1345 1346 1347 1348 1349 1350 1351 1352 1353 1354 1355 1356 1357 1358 1359 1360   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 1361 1362 1363 1364 1365 1366 1367 1368 1369 1370 1371 1372 1373 1374 1375 1376   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1377 1378 1379 1380 1381 1382 1383 1384 1385 1386 1387 1388 1389 1390 1391 1392   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1393 1394 1395 1396 1397 1398 1399 1400 1401 1402 1403 1404 1405 1406 1407 1408   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1409 1410 1411 1412 1413 1414 1415 1416 1417 1418 1419 1420 1421 1422 1423 1424   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1425 1426 1427 1428 1429 1430 1431 1432 1433 1434 1435 1436 1437 1438 1439 1440   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 1441 1442 1443 1444 1445 1446 1447 1448 1449 1450 1451 1452 1453 1454 1455 1456   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1457 1458 1459 1460 1461 1462 1463 1464 1465 1466 1467 1468 1469 1470 1471 1472   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1473 1474 1475 1476 1477 1478 1479 1480 1481 1482 1483 1484 1485 1486 1487 1488   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1489 1490 1491 1492 1493 1494 1495 1496 1497 1498 1499 1500 1501 1502 1503 1504   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0   
## 1505 1506 1507 1508 1509 1510 1511 1512 1513 1514 1515 1516 1517 1518 1519 1520   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1521 1522 1523 1524 1525 1526 1527 1528 1529 1530 1531 1532 1533 1534 1535 1536   
## 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1537 1538 1539 1540 1541 1542 1543 1544 1545 1546 1547 1548 1549 1550 1551 1552   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 1553 1554 1555 1556 1557 1558 1559 1560 1561 1562 1563 1564 1565 1566 1567 1568   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1569 1570 1571 1572 1573 1574 1575 1576 1577 1578 1579 1580 1581 1582 1583 1584   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1585 1586 1587 1588 1589 1590 1591 1592 1593 1594 1595 1596 1597 1598 1599 1600   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1   
## 1601 1602 1603 1604 1605 1606 1607 1608 1609 1610 1611 1612 1613 1614 1615 1616   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1617 1618 1619 1620 1621 1622 1623 1624 1625 1626 1627 1628 1629 1630 1631 1632   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1633 1634 1635 1636 1637 1638 1639 1640 1641 1642 1643 1644 1645 1646 1647 1648   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1   
## 1649 1650 1651 1652 1653 1654 1655 1656 1657 1658 1659 1660 1661 1662 1663 1664   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 1   
## 1665 1666 1667 1668 1669 1670 1671 1672 1673 1674 1675 1676 1677 1678 1679 1680   
## 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1681 1682 1683 1684 1685 1686 1687 1688 1689 1690 1691 1692 1693 1694 1695 1696   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 1697 1698 1699 1700 1701 1702 1703 1704 1705 1706 1707 1708 1709 1710 1711 1712   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1713 1714 1715 1716 1717 1718 1719 1720 1721 1722 1723 1724 1725 1726 1727 1728   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 1729 1730 1731 1732 1733 1734 1735 1736 1737 1738 1739 1740 1741 1742 1743 1744   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0   
## 1745 1746 1747 1748 1749 1750 1751 1752 1753 1754 1755 1756 1757 1758 1759 1760   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1761 1762 1763 1764 1765 1766 1767   
## 0 0 1 0 0 0 0

predicted\_num<-factor(predicted\_num, levels=c(0,1))  
 predicted\_num

## 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16   
## 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32   
## 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0   
## 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0   
## 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110 111 112   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 160   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 161 162 163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176   
## 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 177 178 179 180 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190 191 192   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 193 194 195 196 197 198 199 200 201 202 203 204 205 206 207 208   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 209 210 211 212 213 214 215 216 217 218 219 220 221 222 223 224   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 225 226 227 228 229 230 231 232 233 234 235 236 237 238 239 240   
## 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 241 242 243 244 245 246 247 248 249 250 251 252 253 254 255 256   
## 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 257 258 259 260 261 262 263 264 265 266 267 268 269 270 271 272   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 273 274 275 276 277 278 279 280 281 282 283 284 285 286 287 288   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 289 290 291 292 293 294 295 296 297 298 299 300 301 302 303 304   
## 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 305 306 307 308 309 310 311 312 313 314 315 316 317 318 319 320   
## 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 321 322 323 324 325 326 327 328 329 330 331 332 333 334 335 336   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 337 338 339 340 341 342 343 344 345 346 347 348 349 350 351 352   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 353 354 355 356 357 358 359 360 361 362 363 364 365 366 367 368   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 369 370 371 372 373 374 375 376 377 378 379 380 381 382 383 384   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 385 386 387 388 389 390 391 392 393 394 395 396 397 398 399 400   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 401 402 403 404 405 406 407 408 409 410 411 412 413 414 415 416   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 417 418 419 420 421 422 423 424 425 426 427 428 429 430 431 432   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0   
## 433 434 435 436 437 438 439 440 441 442 443 444 445 446 447 448   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 449 450 451 452 453 454 455 456 457 458 459 460 461 462 463 464   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0   
## 465 466 467 468 469 470 471 472 473 474 475 476 477 478 479 480   
## 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 481 482 483 484 485 486 487 488 489 490 491 492 493 494 495 496   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 497 498 499 500 501 502 503 504 505 506 507 508 509 510 511 512   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 513 514 515 516 517 518 519 520 521 522 523 524 525 526 527 528   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 529 530 531 532 533 534 535 536 537 538 539 540 541 542 543 544   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 545 546 547 548 549 550 551 552 553 554 555 556 557 558 559 560   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 561 562 563 564 565 566 567 568 569 570 571 572 573 574 575 576   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 577 578 579 580 581 582 583 584 585 586 587 588 589 590 591 592   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 593 594 595 596 597 598 599 600 601 602 603 604 605 606 607 608   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0   
## 609 610 611 612 613 614 615 616 617 618 619 620 621 622 623 624   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 625 626 627 628 629 630 631 632 633 634 635 636 637 638 639 640   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 641 642 643 644 645 646 647 648 649 650 651 652 653 654 655 656   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0   
## 657 658 659 660 661 662 663 664 665 666 667 668 669 670 671 672   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 673 674 675 676 677 678 679 680 681 682 683 684 685 686 687 688   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 689 690 691 692 693 694 695 696 697 698 699 700 701 702 703 704   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 705 706 707 708 709 710 711 712 713 714 715 716 717 718 719 720   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 721 722 723 724 725 726 727 728 729 730 731 732 733 734 735 736   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 737 738 739 740 741 742 743 744 745 746 747 748 749 750 751 752   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 753 754 755 756 757 758 759 760 761 762 763 764 765 766 767 768   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 769 770 771 772 773 774 775 776 777 778 779 780 781 782 783 784   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 785 786 787 788 789 790 791 792 793 794 795 796 797 798 799 800   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 801 802 803 804 805 806 807 808 809 810 811 812 813 814 815 816   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 817 818 819 820 821 822 823 824 825 826 827 828 829 830 831 832   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 833 834 835 836 837 838 839 840 841 842 843 844 845 846 847 848   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 849 850 851 852 853 854 855 856 857 858 859 860 861 862 863 864   
## 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 865 866 867 868 869 870 871 872 873 874 875 876 877 878 879 880   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 881 882 883 884 885 886 887 888 889 890 891 892 893 894 895 896   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 897 898 899 900 901 902 903 904 905 906 907 908 909 910 911 912   
## 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 913 914 915 916 917 918 919 920 921 922 923 924 925 926 927 928   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 929 930 931 932 933 934 935 936 937 938 939 940 941 942 943 944   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 945 946 947 948 949 950 951 952 953 954 955 956 957 958 959 960   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 961 962 963 964 965 966 967 968 969 970 971 972 973 974 975 976   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 977 978 979 980 981 982 983 984 985 986 987 988 989 990 991 992   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0   
## 993 994 995 996 997 998 999 1000 1001 1002 1003 1004 1005 1006 1007 1008   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1   
## 1009 1010 1011 1012 1013 1014 1015 1016 1017 1018 1019 1020 1021 1022 1023 1024   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1025 1026 1027 1028 1029 1030 1031 1032 1033 1034 1035 1036 1037 1038 1039 1040   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1041 1042 1043 1044 1045 1046 1047 1048 1049 1050 1051 1052 1053 1054 1055 1056   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1057 1058 1059 1060 1061 1062 1063 1064 1065 1066 1067 1068 1069 1070 1071 1072   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1073 1074 1075 1076 1077 1078 1079 1080 1081 1082 1083 1084 1085 1086 1087 1088   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 1 0   
## 1089 1090 1091 1092 1093 1094 1095 1096 1097 1098 1099 1100 1101 1102 1103 1104   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1105 1106 1107 1108 1109 1110 1111 1112 1113 1114 1115 1116 1117 1118 1119 1120   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1121 1122 1123 1124 1125 1126 1127 1128 1129 1130 1131 1132 1133 1134 1135 1136   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1137 1138 1139 1140 1141 1142 1143 1144 1145 1146 1147 1148 1149 1150 1151 1152   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1153 1154 1155 1156 1157 1158 1159 1160 1161 1162 1163 1164 1165 1166 1167 1168   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1169 1170 1171 1172 1173 1174 1175 1176 1177 1178 1179 1180 1181 1182 1183 1184   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1185 1186 1187 1188 1189 1190 1191 1192 1193 1194 1195 1196 1197 1198 1199 1200   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1201 1202 1203 1204 1205 1206 1207 1208 1209 1210 1211 1212 1213 1214 1215 1216   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1217 1218 1219 1220 1221 1222 1223 1224 1225 1226 1227 1228 1229 1230 1231 1232   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1233 1234 1235 1236 1237 1238 1239 1240 1241 1242 1243 1244 1245 1246 1247 1248   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1249 1250 1251 1252 1253 1254 1255 1256 1257 1258 1259 1260 1261 1262 1263 1264   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1265 1266 1267 1268 1269 1270 1271 1272 1273 1274 1275 1276 1277 1278 1279 1280   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1281 1282 1283 1284 1285 1286 1287 1288 1289 1290 1291 1292 1293 1294 1295 1296   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1297 1298 1299 1300 1301 1302 1303 1304 1305 1306 1307 1308 1309 1310 1311 1312   
## 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1313 1314 1315 1316 1317 1318 1319 1320 1321 1322 1323 1324 1325 1326 1327 1328   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1329 1330 1331 1332 1333 1334 1335 1336 1337 1338 1339 1340 1341 1342 1343 1344   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1345 1346 1347 1348 1349 1350 1351 1352 1353 1354 1355 1356 1357 1358 1359 1360   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 1361 1362 1363 1364 1365 1366 1367 1368 1369 1370 1371 1372 1373 1374 1375 1376   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1377 1378 1379 1380 1381 1382 1383 1384 1385 1386 1387 1388 1389 1390 1391 1392   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1393 1394 1395 1396 1397 1398 1399 1400 1401 1402 1403 1404 1405 1406 1407 1408   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1409 1410 1411 1412 1413 1414 1415 1416 1417 1418 1419 1420 1421 1422 1423 1424   
## 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1425 1426 1427 1428 1429 1430 1431 1432 1433 1434 1435 1436 1437 1438 1439 1440   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 1441 1442 1443 1444 1445 1446 1447 1448 1449 1450 1451 1452 1453 1454 1455 1456   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1457 1458 1459 1460 1461 1462 1463 1464 1465 1466 1467 1468 1469 1470 1471 1472   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1473 1474 1475 1476 1477 1478 1479 1480 1481 1482 1483 1484 1485 1486 1487 1488   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1489 1490 1491 1492 1493 1494 1495 1496 1497 1498 1499 1500 1501 1502 1503 1504   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0   
## 1505 1506 1507 1508 1509 1510 1511 1512 1513 1514 1515 1516 1517 1518 1519 1520   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1521 1522 1523 1524 1525 1526 1527 1528 1529 1530 1531 1532 1533 1534 1535 1536   
## 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0   
## 1537 1538 1539 1540 1541 1542 1543 1544 1545 1546 1547 1548 1549 1550 1551 1552   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0   
## 1553 1554 1555 1556 1557 1558 1559 1560 1561 1562 1563 1564 1565 1566 1567 1568   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1569 1570 1571 1572 1573 1574 1575 1576 1577 1578 1579 1580 1581 1582 1583 1584   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0   
## 1585 1586 1587 1588 1589 1590 1591 1592 1593 1594 1595 1596 1597 1598 1599 1600   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1   
## 1601 1602 1603 1604 1605 1606 1607 1608 1609 1610 1611 1612 1613 1614 1615 1616   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1617 1618 1619 1620 1621 1622 1623 1624 1625 1626 1627 1628 1629 1630 1631 1632   
## 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1633 1634 1635 1636 1637 1638 1639 1640 1641 1642 1643 1644 1645 1646 1647 1648   
## 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1   
## 1649 1650 1651 1652 1653 1654 1655 1656 1657 1658 1659 1660 1661 1662 1663 1664   
## 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 1   
## 1665 1666 1667 1668 1669 1670 1671 1672 1673 1674 1675 1676 1677 1678 1679 1680   
## 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1681 1682 1683 1684 1685 1686 1687 1688 1689 1690 1691 1692 1693 1694 1695 1696   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0   
## 1697 1698 1699 1700 1701 1702 1703 1704 1705 1706 1707 1708 1709 1710 1711 1712   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0   
## 1713 1714 1715 1716 1717 1718 1719 1720 1721 1722 1723 1724 1725 1726 1727 1728   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0   
## 1729 1730 1731 1732 1733 1734 1735 1736 1737 1738 1739 1740 1741 1742 1743 1744   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0   
## 1745 1746 1747 1748 1749 1750 1751 1752 1753 1754 1755 1756 1757 1758 1759 1760   
## 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0   
## 1761 1762 1763 1764 1765 1766 1767   
## 0 0 1 0 0 0 0   
## Levels: 0 1

#accuracy of 82% which is proportion of 'predicted' that matches with the 'p'  
 p<-ind\_test$`Order Conversion`  
 mean(predicted\_num==p)

## [1] 0.8324844

Question 4: Data Strategy for building customer segmentation using clustering

#Data preprocessing involves cleaning, transformation and analysis of our given data in a lot of ways. Data Preprocessing on an unsupervised algorithm allows us to know the optimal number of clusters we can consider to get to the perfect match for a given customer since they can be linked to one cluster than the other. More the clusters we use to split the customer we observed that the association results dont seem to be very good.  
  
#The Customer segmentation can be done by dividing the customers belonging to one cluster might have similar buying patterns of the other customer belonging to the same cluster, hence other products(other than the items the customer has brought) can be suggested to one customer can be suggested to the other.

Question 5: Discuss the clustering algorithms that can be used for segmenting champo customers(Theory)

#K-Means algorithm can be used for segmenting our customers but we need to make sure that there are no NA values in that and also that we get the best segmentation when number of clusters are not too low and not too high(i.e they are optimal in number).  
  
#K-Median can be used when there are a lot of outliers(i.e a lot of noise in our data)   
  
#K-Mode is also a similar, an extension to the k-means algorithm for clustering large data with categorical values  
  
#All these Algorithms can be recommended only when there are such exceptions but predominantly we can use k-means algorithm as the best way of performing customer segmentation since we check all the measures like Euclidean distance, Manhattan or osine rule and then move centroids, we also do Silhoutte measure to study the serperation distance between our clusters, get optimal clusters and so on. So from this we conclude that K-Means clustering is best for segmenting our customers.

Question 6: Develop Customer Segmentation using k means clustering

pacman::p\_load("pacman","tidyverse","rpart","rpart.plot","readxl","base")  
library(scales)

##   
## Attaching package: 'scales'

## The following object is masked from 'package:purrr':  
##   
## discard

## The following object is masked from 'package:readr':  
##   
## col\_factor

library(cluster)  
library(factoextra)

## Welcome! Want to learn more? See two factoextra-related books at https://goo.gl/ve3WBa

#Data for Clustering  
#DataForClustering <- read\_xlsx("Champo.xlsx",sheet = 6)  
  
  
  
#Checking for NA values in clustering dataset  
sum(is.na(DataForClustering))

## [1] 0

summary(DataForClustering)

## Row Labels Sum of QtyRequired Sum of TotalArea Sum of Amount   
## Length:45 Min. : 2 Min. : 1.35 Min. : 329   
## Class :character 1st Qu.: 565 1st Qu.: 376.77 1st Qu.: 39701   
## Mode :character Median : 1566 Median : 2120.00 Median : 116778   
## Mean : 12978 Mean : 13056.59 Mean : 698210   
## 3rd Qu.: 11146 3rd Qu.: 8451.56 3rd Qu.: 426626   
## Max. :183206 Max. :209725.22 Max. :11341053   
## DURRY HANDLOOM DOUBLE BACK JACQUARD   
## Min. : 0 Min. : 0.0 Min. : 0.0 Min. : 0.00   
## 1st Qu.: 0 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.00   
## Median : 289 Median : 0.0 Median : 0.0 Median : 0.00   
## Mean : 7103 Mean : 185.5 Mean : 407.9 Mean : 89.42   
## 3rd Qu.: 1560 3rd Qu.: 0.0 3rd Qu.: 175.0 3rd Qu.: 72.00   
## Max. :139618 Max. :3673.0 Max. :5439.0 Max. :714.00   
## HAND TUFTED HAND WOVEN KNOTTED GUN TUFTED   
## Min. : 0 Min. : 0.0 Min. : 0.0 Min. : 0.000   
## 1st Qu.: 0 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.000   
## Median : 510 Median : 0.0 Median : 0.0 Median : 0.000   
## Mean : 3651 Mean : 867.7 Mean : 365.8 Mean : 8.133   
## 3rd Qu.: 3544 3rd Qu.: 269.0 3rd Qu.: 18.0 3rd Qu.: 0.000   
## Max. :60685 Max. :14314.0 Max. :9502.0 Max. :195.000   
## Powerloom Jacquard INDO TEBETAN   
## Min. : 0.0 Min. : 0.0000   
## 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.0000   
## Median : 0.0 Median : 0.0000   
## Mean : 216.7 Mean : 0.7111   
## 3rd Qu.: 0.0 3rd Qu.: 0.0000   
## Max. :9753.0 Max. :20.0000

#getting our data   
  
head(DataForClustering,n=6)

## # A tibble: 6 × 14  
## `Row Labels` `Sum of QtyRequ…` `Sum of TotalA…` `Sum of Amount` DURRY HANDLOOM  
## <chr> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 A-11 2466 140. 185404. 1021 1445  
## 2 A-6 131 2086 6247. 0 0  
## 3 A-9 18923 53626. 1592080. 3585 0  
## 4 B-2 624 203. 14811. 581 0  
## 5 B-3 464 8452. 58627. 0 0  
## 6 B-4 692 3244. 26242. 80 102  
## # … with 8 more variables: `DOUBLE BACK` <dbl>, JACQUARD <dbl>,  
## # `HAND TUFTED` <dbl>, `HAND WOVEN` <dbl>, KNOTTED <dbl>, `GUN TUFTED` <dbl>,  
## # `Powerloom Jacquard` <dbl>, `INDO TEBETAN` <dbl>

str(DataForClustering)

## tibble [45 × 14] (S3: tbl\_df/tbl/data.frame)  
## $ Row Labels : chr [1:45] "A-11" "A-6" "A-9" "B-2" ...  
## $ Sum of QtyRequired: num [1:45] 2466 131 18923 624 464 ...  
## $ Sum of TotalArea : num [1:45] 140 2086 53626 203 8452 ...  
## $ Sum of Amount : num [1:45] 185404 6247 1592080 14811 58627 ...  
## $ DURRY : num [1:45] 1021 0 3585 581 0 ...  
## $ HANDLOOM : num [1:45] 1445 0 0 0 0 ...  
## $ DOUBLE BACK : num [1:45] 0 25 175 0 459 0 0 0 0 3 ...  
## $ JACQUARD : num [1:45] 0 106 714 2 5 0 0 0 0 0 ...  
## $ HAND TUFTED : num [1:45] 0 0 11716 0 0 ...  
## $ HAND WOVEN : num [1:45] 0 0 2116 41 0 ...  
## $ KNOTTED : num [1:45] 0 0 617 0 0 0 453 0 0 0 ...  
## $ GUN TUFTED : num [1:45] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 19 ...  
## $ Powerloom Jacquard: num [1:45] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...  
## $ INDO TEBETAN : num [1:45] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...

DataForClustering<-na.omit(DataForClustering)  
  
#Removing a column  
  
namesofrow <- DataForClustering$`Row Labels`  
rownames(DataForClustering) <- namesofrow

## Warning: Setting row names on a tibble is deprecated.

DataForClustering <- DataForClustering[,-1]  
rownames(DataForClustering)<- namesofrow

## Warning: Setting row names on a tibble is deprecated.

#DataForClustering$`Row Labels` <- as.factor(DataForClustering$`Row Labels`)  
#Normalizing our instances  
  
library(dplyr)  
myscale <- function(x) {  
 (x - min(x)) / (max(x) - min(x))  
}  
data <- DataForClustering %>% mutate\_if(is.numeric, myscale)  
data

## # A tibble: 45 × 13  
## `Sum of QtyRequired` `Sum of TotalArea` `Sum of Amount` DURRY HANDLOOM  
## <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 0.0134 0.000659 0.0163 0.00731 0.393   
## 2 0.000704 0.00994 0.000522 0 0   
## 3 0.103 0.256 0.140 0.0257 0   
## 4 0.00340 0.000961 0.00128 0.00416 0   
## 5 0.00252 0.0403 0.00514 0 0   
## 6 0.00377 0.0155 0.00229 0.000573 0.0278   
## 7 0.0280 0.299 0.0500 0.00206 0   
## 8 0.301 0.0453 0.137 0.265 0   
## 9 0.00854 0.0191 0.00871 0.00888 0   
## 10 0.0277 0.0367 0.0130 0.0000286 0.00817  
## # … with 35 more rows, and 8 more variables: `DOUBLE BACK` <dbl>,  
## # JACQUARD <dbl>, `HAND TUFTED` <dbl>, `HAND WOVEN` <dbl>, KNOTTED <dbl>,  
## # `GUN TUFTED` <dbl>, `Powerloom Jacquard` <dbl>, `INDO TEBETAN` <dbl>

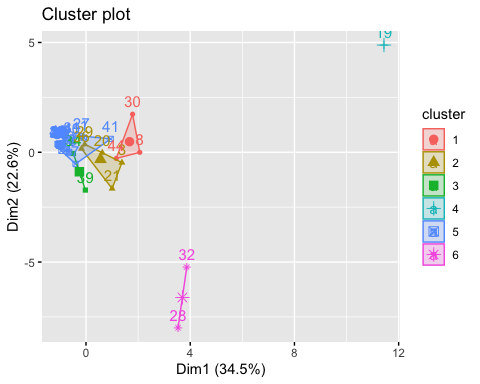
#Using the k-means clustering to derive insights  
library(factoextra)  
km1 <- kmeans(data, centers = 6, nstart = 100)  
km1

## K-means clustering with 6 clusters of sizes 3, 5, 2, 1, 32, 2  
##   
## Cluster means:  
## Sum of QtyRequired Sum of TotalArea Sum of Amount DURRY HANDLOOM  
## 1 0.26036367 0.076379689 0.40698651 0.11757080 0.00000000  
## 2 0.06028580 0.065044358 0.06897577 0.01757510 0.04290770  
## 3 0.04533198 0.007526745 0.04263264 0.03670372 0.07187585  
## 4 1.00000000 0.092998692 0.33546999 1.00000000 1.00000000  
## 5 0.02059623 0.023717593 0.01060837 0.01831896 0.01818166  
## 6 0.17744700 0.689929357 0.22157557 0.09457591 0.16648516  
## DOUBLE BACK JACQUARD HAND TUFTED HAND WOVEN KNOTTED GUN TUFTED  
## 1 0.00000000 0.00000000 0.43693389 0.333333333 0.00000000 0.000000000  
## 2 0.16120610 0.65294118 0.08062948 0.123683107 0.04312776 0.030769231  
## 3 0.15223387 0.03501401 0.02171871 0.033289088 0.02041675 0.312820513  
## 4 0.00000000 0.77030812 0.43852682 0.209585022 0.00000000 0.000000000  
## 5 0.01255975 0.02976190 0.01337851 0.007645487 0.00294017 0.003044872  
## 6 0.93123736 0.28921569 0.04160007 0.294292301 0.69080194 0.500000000  
## Powerloom Jacquard INDO TEBETAN  
## 1 0 0.0  
## 2 0 0.0  
## 3 0 0.8  
## 4 1 0.0  
## 5 0 0.0  
## 6 0 0.0  
##   
## Clustering vector:  
## [1] 5 5 2 5 5 5 5 1 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 4 2 2 5 5 5 5 5 5 6 2 1 5 6 5 3 5 2 5 5  
## [39] 3 5 5 5 5 1 5  
##   
## Within cluster sum of squares by cluster:  
## [1] 1.7939465 0.7648458 0.2978700 0.0000000 0.6520855 1.0593578  
## (between\_SS / total\_SS = 74.2 %)  
##   
## Available components:  
##   
## [1] "cluster" "centers" "totss" "withinss" "tot.withinss"  
## [6] "betweenss" "size" "iter" "ifault"

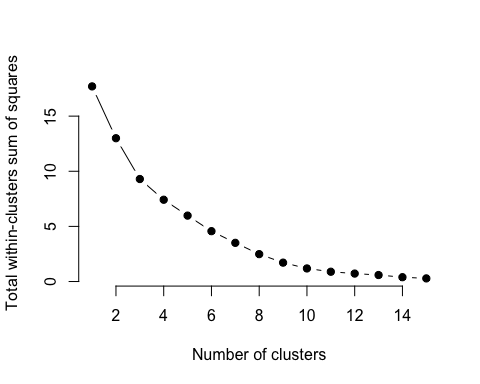
str(km1)

## List of 9  
## $ cluster : int [1:45] 5 5 2 5 5 5 5 1 5 5 ...  
## $ centers : num [1:6, 1:13] 0.2604 0.0603 0.0453 1 0.0206 ...  
## ..- attr(\*, "dimnames")=List of 2  
## .. ..$ : chr [1:6] "1" "2" "3" "4" ...  
## .. ..$ : chr [1:13] "Sum of QtyRequired" "Sum of TotalArea" "Sum of Amount" "DURRY" ...  
## $ totss : num 17.7  
## $ withinss : num [1:6] 1.794 0.765 0.298 0 0.652 ...  
## $ tot.withinss: num 4.57  
## $ betweenss : num 13.1  
## $ size : int [1:6] 3 5 2 1 32 2  
## $ iter : int 4  
## $ ifault : int 0  
## - attr(\*, "class")= chr "kmeans"

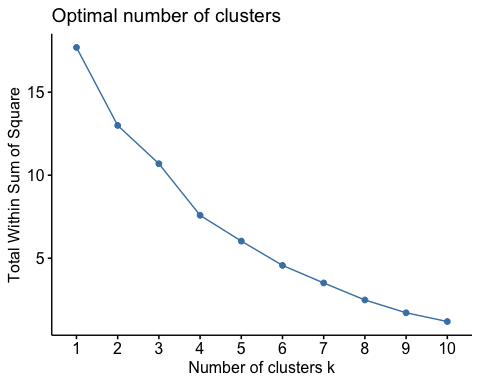
#Using fviz\_cluster to show all the clusters  
fviz\_cluster(km1, data = data)



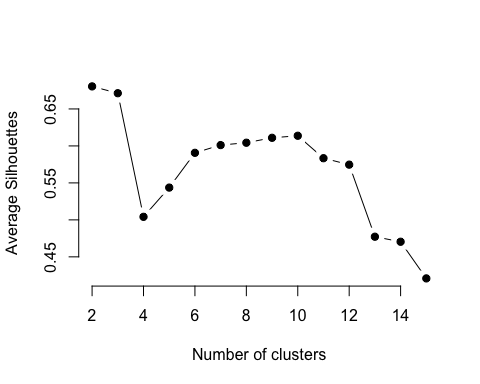
set.seed(123)  
# function to compute total within-cluster sum of square  
wss <- function(k) {  
 kmeans(data, centers = k, nstart = 100)$tot.withinss  
}  
# Compute and plot wss for k = 1 to k = 15  
k.values <- 1:15  
  
library(tidyverse)  
wss\_values <- map\_dbl(k.values, wss)  
plot(k.values, wss\_values,  
 type="b", pch = 19, frame = FALSE,  
 xlab="Number of clusters",  
 ylab="Total within-clusters sum of squares")



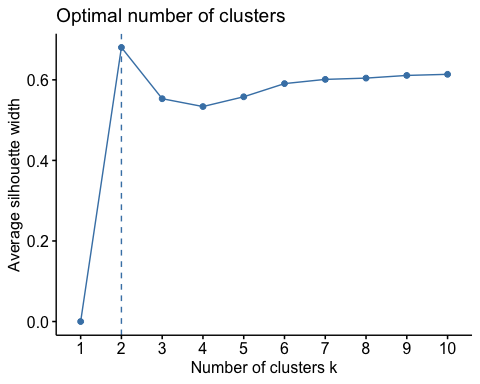
#To get the scree plot, we can also use the “fviz\_nbclust” function.  
set.seed(123)  
fviz\_nbclust(data, kmeans, method = "wss")



# function to compute average silhouette for k clusters  
library(cluster)  
avgsil <- function(k) {  
 kmModel <- kmeans(data, centers = k, nstart = 100)  
 ss <- silhouette(kmModel$cluster, dist(data))  
 mean(ss[, 3])  
}  
# Compute and plot wss for k = 2 to k = 15  
k.values <- 2:15  
# extract avg silhouette for 2-15 clusters  
avgsil\_values <- map\_dbl(k.values, avgsil)  
plot(k.values, avgsil\_values,  
 type = "b", pch = 19, frame = FALSE,  
 xlab = "Number of clusters",  
 ylab = "Average Silhouettes")



#Similar to the elbow method, the “average silhoutte method” can be found in fviz\_nbclust function.  
fviz\_nbclust(data, kmeans, method = "silhouette")



data %>%  
 mutate(Cluster = km1$cluster) %>%  
 group\_by(Cluster) %>%  
 summarise\_all("mean")

## # A tibble: 6 × 14  
## Cluster `Sum of QtyRequired` `Sum of TotalAr…` `Sum of Amount` DURRY HANDLOOM  
## <int> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 1 0.260 0.0764 0.407 0.118 0   
## 2 2 0.0603 0.0650 0.0690 0.0176 0.0429  
## 3 3 0.0453 0.00753 0.0426 0.0367 0.0719  
## 4 4 1 0.0930 0.335 1 1   
## 5 5 0.0206 0.0237 0.0106 0.0183 0.0182  
## 6 6 0.177 0.690 0.222 0.0946 0.166   
## # … with 8 more variables: `DOUBLE BACK` <dbl>, JACQUARD <dbl>,  
## # `HAND TUFTED` <dbl>, `HAND WOVEN` <dbl>, KNOTTED <dbl>, `GUN TUFTED` <dbl>,  
## # `Powerloom Jacquard` <dbl>, `INDO TEBETAN` <dbl>

Question 8: Provide Your Recommendations for Champo Carpets

#By using Logistic Regression we derive that the Most Significant variables in descending order of importance are AreaFt,CustomerCode,Item\_Name, CountryName with the orders of 215,132,115 and 63 respectively. These variables can help in increasing the conversion rate of champo carpets which is only 20 percent to bringing it closer to the imaginable 35 percent which is prevalent as mentioned in the case study.  
  
#By using K means clustering one can segment customers belonging to similar items brought.The distribution of customers into different clusters allows us to target the customers that belong to a similar customer segment and recommend them similar items.