

گزارش پروژه پوشش جنگلی



حامد زارعی نام شرکت: فرابرد شبکه نام مسئول: سید محمد غفاریان

پیش بینی پوشش جنگلی

فهرست مطالب	
۱.	شرح مسئله
۲.	راه حل پیشنهادی
٣.	كد كامل

۱. شرح مسئله

در این چالش از ما خواسته شده تا نوع پوشش جنگلی که در ۷ دسته تقسیم بندی شدهاند را پیشبینی کنیم. دادههای موجود در دادههای آموزش از زیر نظر گرفتن یک بخش ۳۰ × ۳۰ از ۴ ناحیه صحرایی قرار گرفته در جنگل Roosevelt National در شمال Colorado بدست آماده است.

که تعدادی از دادهها در شکل زیر آورده شده است:

d	Elevation	Aspect	Slope	Horizontal	_Vertical_D	i Horizontal	_Hillshade_(Hi <mark>ll</mark> shade_	[Hillshade_	Horizontal	Wilderness	Wilderness	Wilderness	Wilderne	ss Soil_Typ	e1 Soil_Ty	pe2 Soil_	ТүреЗ Ѕо	il_Type4 :	Soil_Type5 So	oil_Type6 S
1	2596	51	3	258	(510	221	232	148	6279	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
2	2590	56	2	212	- 6	390	220	235	151	6225	1	0	0		0	0	0	0	0	0	0
3	2804	139	9	268	65	3180	234	238	135	6121	1	0	0		0	0	0	0	0	0	0
4	2785	155	18	242	118	3090	238	238	122	6211	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
5	2595	45	2	153	-1	391	220	234	150	6172	1	0	0		0	0	0	0	0	0	0
6	2579	132	6	300	- 15	67	230	237	140	6031	1	0	0	i	0	0	0	0	0	0	0
7	2606	45	7	270		633	222	225	138	6256	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
8	2605	49	4	234	1 7	573	222	230	144	6228	1	0	0	ı	0	0	0	0	0	0	0
9	2617	45	9	240	56	666	223	221	133	6244	1	0	0	ı	0	0	0	0	0	0	0
10	2612	59	10	247	11	636	228	219	124	6230	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
11	2612	201	4	180	51	735	218	243	161	6222	1	0	0		0	0	0	0	0	0	0

۱ تعدادی از دادهها

"Elevation" بلندى

"Aspect"

"Slope" شیب

"Horizontal_Distance_To_Hydrology" فاصله افقی تا نزدیک ترین سطح آب

"Vertical_Distance_To_Hydrology" فاصله عمودی تا نزدیک ترین سطح آب

"Horizontal_Distance_To_Roadways" فاصله افقى تا نزديك ترين جاده

"Hillshade_9am"

"Hillshade_Noon"

"Hillshade_3pm"

"Horizontal_Distance_To_Fire_Points" فاصله افقى تا نزديك ترين نقطه قابل اشتعال

"Wilderness_Area" که شامل ۴ دسته: Wilderness_Area"

"Soil_Type" که شامل ۴۰ نوع میباشد.

"Cover_Type" که شامل ۷ نوع میباشد:

- Spruce/Fir 🔸
- Lodgepole Pine 4
- Ponderosa Pine 4
- Cottonwood/Willow 4
 - Aspen 4
 - Douglas-fir 📥
 - Krummholz 4

که از ما خواسته شده است تا ستون "Cover_Type" را بدست آوریم.

۲. راه حل پیشنهادی

در ابتدا کلا دادهها را به شبکه عصبی دادم:

 $train.rf <- \ nnet (as.factor(Cover_Type) \sim. \ , \ data = train, \ size = 27, decay = .4, \ MaxNWts = 2000, \\ maxit = 1000)$

pre <- predict(train.rf, test, type = "class")</pre>

که ۶۰.۱۵۲٪ شد.

که "size" و "decay" (نرخ یادگیری) براساس پروژه قبلی دادم.

بعد از آن با استفاده از PCA خواستم دادهها را بهتر کنم و با همان شبکه عصبی:

transData <- preProcess(train[,1:54], c("BoxCox", "center", "scale"))

predictorsTransData = data.frame(trans = predict(transData, train[,1:54]))

transTarget = preProcess(test, c("BoxCox", "center", "scale"))

predictorsTransTarget = data.frame(trans = predict(transTarget, test))

train.rf <- nnet(as.factor(train\$Cover_Type)~., data = predictorsTransData, size = 27,decay=.1, MaxNWts= 2000, maxit=1000)

pre <- predict(train.rf, predictorsTransTarget, type = "class")</pre>

که ۳۸٪ شد.

یکبار دیگه هم "decay" را ۰٫۱ دادم که انگار همگرا نمی شد.

با ctree و بدون PCA امتحان كردم:

 $train.rf <-\ ctree(as.factor(train\$Cover_Type) \sim.\ ,\ data = train)$

pre <- predict(train.rf,test, type = "response")</pre>

که ۶۷,۶۷٪ شد.

با randomForest امتحان کردم:

train.rf <- randomForest(as.factor(train\$Cover_Type) ~., data = train)

pre <- predict(train.rf,test, type = "response")

که ۲۰,۳۶٪ شد.

با svm امتحان كردم:

train.rf <- svm(as.factor(train\$Cover_Type) ~., data = train, type = "nu-classification")

pre <- predict(train.rf,test)

که ۴۹,۹۴٪ شد.

به فکر یکی کردن ستونها یا حذف آنها با استفاده از randomForest و تابع importance آن، ستونهایی که زیر ۱۰ بودن را حذف کردم، دادههای جدید را دوباره به randomForest دادم که بهتر شد، ۲۲٫۳۴٪ بدست آمد. یکبار دیگر فقط بالای ۵۰ را نگه داشتم که ۷۲٫۷۹٪ شد.

این بار به جای اینکه در دفعه دوم هم از randomForest استفاده کنم از svm استفاده کردم که به ۴۱٫۶٪ رسیدم.

به همین ترتیب حال به جای svm از svm استفاده کردم که ... و با cforest به ... رسیدم.

با استفاده از یک کد رسیدم به ۷۶٪ (درقسمت انتهایی آورده شده است).

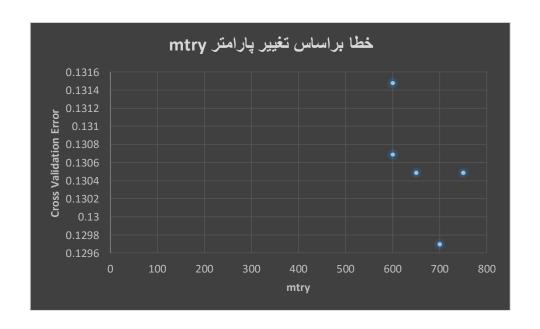
از چیزایی که در این کد با کار من فرق داشت:

- 🖊 randomForest را با ۱۸ = mtry و ۶۰۰ = ۴۰۰ اجرا کرده بود.
- ♣ یکسری از ستونهایی که correlation ۶۰ را حذف کرده بود و یکی از آنها را نگه داشته بود.(که شاید از نقاط قوت این کد به حساب میآمد)

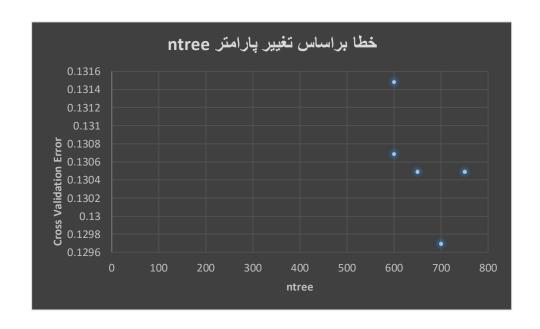
بعد از آن سعی کردم با استفاده از تابع tune.randomForest از کتابخانه mtry e1071 و ntree مناسب پیدا کنم برای بهبود دادن کد که در نهایت به ۷۵٫۵٪ رسیدم.

در ابتدا فقط با تغییر دادن mtry نتیحه را مشاهده کردم:

mtry	Cross validation error
۲۸	+,120010
٣٠	+,179471
٣٧	+,171944
٣۵	٠,١٣١١۵٠
٣٣	۲۰۹۸۲۲.۰



ntree	Cross validation error
9++	٠,١٣٠۶٨٧
9++	٠,١٣١۴٨١
۶۵۰	٠,١٣٠۴٨٩
٧٠٠	٠,١٢٩۶٩۵
٧۵٠	٠,١٣٠۴٨٩



۳. کد کامل

کد از منبع خارجی:

```
train <- read.csv("C:/Users/Hamed/Desktop/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type
Prediction/Question/train.csv")
test <- read.csv("C:/Users/Hamed/Desktop/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type
Prediction/Question/test.csv")
train1<-train[,(12:56)]
train1<-lapply(train1,factor)</pre>
train[,(12:56)]<-train1
# Remove column 22 as it has only one factor for all
train<-train[,-22]
#str(train)
# Remove column 29 as it has only one factor for all
train<-train[,-29]
#str(train)
# Remove column 1 id not of any use
train<-train[,-1]
#str(train)
fun<-function(x){</pre>
 x < -x/25
```

```
train[,7:9]<-sapply(train[,7:9],fun)
#pairs.panels(train[,1:10])
# this was to visualise the relationship between the vectors.
#finding corelation between one and another... very imp part as
#it help in eleminiating the multi collinearity in the dataframe and help in vector selection
library(randomForest)
# removed items with multicollinearity
mrf1<-randomForest(Cover Type ~
Elevation+Aspect+Slope+Horizontal_Distance_To_Hydrology+Horizontal_Distance_To_Road
ways+Horizontal_Distance_To_Fire_Points+Wilderness_Area1+Wilderness_Area2+Wilderness
_Area3+Wilderness_Area4+Soil_Type1+Soil_Type2+Soil_Type3+Soil_Type4+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type5+Soil_Type
1_Type6+Soil_Type8+Soil_Type9+Soil_Type10+Soil_Type11+Soil_Type12+Soil_Type13+Soil
_Type14+Soil_Type16+Soil_Type17+Soil_Type18+Soil_Type19+Soil_Type20+Soil_Type21+
Soil_Type22+Soil_Type23+Soil_Type24+Soil_Type25+Soil_Type26+Soil_Type27+Soil_Type
28+Soil Type29+Soil Type30+Soil Type31+Soil Type32+Soil Type33+Soil Type34+Soil T
ype35+Soil_Type36+Soil_Type37+Soil_Type38+Soil_Type39+Soil_Type40, data = train,
ntree=700, mtry=33)
test1 < -test[,(12:55)]
test1<-lapply(test1,factor)
test[,(12:55)] < -test1
# Remove column 22 as it has only one factor for all
test < -test[,-22]
# Remove column 29 as it has only one factor for all
test < -test[,-29]
test1 < -test[,1]
```

```
#Remove column 1 id not of any use

test<-test[,-1]

test[,7:9]<-sapply(test[,7:9],fun)

predict<-predict(mrf1,newdata=test)

predict<-as.data.frame(predict)

test1<-as.data.frame(test1)

colnames(test1)<-c("id")

test1$Cover_Type<-predict$predict

write.csv(test1,file="C:/Users/Hamed/Desktop/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type

Prediction/Question/output.csv",row.names=F)
```

كد نوشته خودم:

```
library(party)
library(randomForest)
library(e1071)
set.seed(65)
train <- read.csv("C:/Users/Hamed/Desktop/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type
Prediction/Question/train.csv")
test <- read.csv("C:/Users/Hamed/Desktop/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type
Prediction/Question/test.csv")

train <- data.frame(train)
train <- train[,-1]

test <- data.frame(test)
test <- test[,-1]
```

```
#with PCA
#transData <- preProcess(train[,1:54], c("BoxCox", "center", "scale"))
#predictorsTransData = data.frame(trans = predict(transData, train[,1:54]))
#transTarget = preProcess(test, c("BoxCox", "center", "scale"))
#predictorsTransTarget = data.frame(trans = predict(transTarget, test))
#train.rf <- nnet(as.factor(train$Cover_Type)~., data = predictorsTransData, size = 27,decay=.1,
MaxNWts= 2000, maxit=1000)
#pre <- predict(train.rf, predictorsTransTarget, type = "class")</pre>
#train.rf <- cforest(as.factor(Cover_Type) ~ ., data=train, control = cforest_unbiased(ntree =
50))
#pre <- predict(train.rf, test, OOB=TRUE, type = "response")
#pre1 <- predict(train.rf, test[1:10000,], OOB=TRUE, type = "response") ba in khub kar kard!
#pre2 <- predict(train.rf, test[300001:565892,], OOB=TRUE, type = "response")
#train.rf <- nnet(as.factor(Cover_Type)~., data = train, size = 27,decay=.01, MaxNWts= 2000,
maxit=1000)
#pre <- predict(train.rf, test, type = "class")</pre>
#train.rf <- randomForest(as.factor(train$Cover_Type) ~., data = train)
#pre <- predict(train.rf,test, type = "response")</pre>
train.rf <- randomForest(as.factor(train$Cover_Type) ~., data = train, ntree=600, mtry=18)
pre <- predict(train.rf,test, type = "response")</pre>
high_importance <- which(importance(train.rf) > 50)
train1 <- cbind(train[,high_importance], train[55])</pre>
test1 <- cbind(test[,high_importance])
```

```
train1.rf <- randomForest(as.factor(train1$Cover_Type) ~., data = train1, ntree=600, mtry=18)
pre1 <- predict(train1.rf,test1, type = "response")</pre>
#train.svm <- svm(as.factor(train1$Cover_Type)~., data = train1, type = "nu-classification")
#pre.svm <- predict(train.svm, test1)</pre>
#train.nnet <- nnet(as.factor(Cover_Type)~., data = train1, size = 15,decay=.01, MaxNWts=
2000, maxit=1000)
#pre.nnet <- predict(train.nnet, test1, type = "class")</pre>
#train.cf <- cforest(as.factor(Cover_Type) ~ ., data=train1, control = cforest_unbiased(ntree =
50))
#pre.cf <- predict(train.cf, test1, OOB=TRUE, type = "response")</pre>
t <- 15121:581012
t <- data.frame(t)
t[,2] < -pre1
colnames(t) <- c("Id", "Cover_Type")
write.csv(t, file = "C:/Users/Hamed/Desktop/Windows/Data Science/Kaggle/Forest Cover Type
Prediction/Question/submission.csv", row.names = FALSE)
```