통계적기계학습 분류 모델 간 성능 비교

컴퓨터전자시스템공학부 202002203 유승리

목차

- 1) 데이터 소개
- 2) 프로젝트 결과

Kaggle – Alzheimer Features

> summary(df) Group	M.F		Ag	je	EDUC	-	S	SES
Length:373	Length:373		Min.	:60.00	Min. :	6.0	Min.	:1.00
Class :characte	r Class:chara	cter	1st Qu.	:71.00	1st Qu.:1	2.0	1st Qu	1.:2.00
Mode :characte	r Mode :chara	cter	Median	:77.00	Median :1	5.0	Median	1 :2.00
			Mean	:77.01	Mean :1	4.6	Mean	:2.46
			3rd Qu.	:82.00	3rd Qu.:1	6.0	3rd Qu	1.:3.00
			Max.	:98.00	Max. :2	23.0	Max.	:5.00
							NA's	:19
MMSE	CDR		eTIV		nWBV		ASF	
Min. : 4.00	Min. :0.0000	Min.	:1106	Min.	:0.6440	Min	. :0.	876
1st Qu.:27.00	1st Qu.:0.0000	1st	Ou.:1357	' 1st	Qu.:0.7000	1st	Ou.:1.	099
Median :29.00	Median :0.0000	Medi	.an :1470) Medi	an :0.7290	Med	ian :1.	194
Mean :27.34	Mean :0.2909	Mear	:1488	. Mear	:0.7296	Mea	n :1.	195
3rd Qu.:30.00	3rd Ou.:0.5000	3rd	Qu.:1597		Qu.:0.7560		Qu.:1.	
Max. :30.00	Max. :2.0000	Max.	-		:0.8370		-	587
NA's :2								

- Alzheimer's Disease(AD)에 대한 정보를 포함하고 있는 데이터셋
- 373명의 실험자
- 9가지 특징 ⇒ Converted / Demented / Nondemented 분류



Alzheimer Features

Alzheimer Features For Analysis



New Notebook

Download (4 kB)



- M.F : 성별
- Age : 연령
- EDUC : 교육 수준
- SES: 사회경제적 지위 (1~5)
- MMSE : 미니멘탈 상태 검사 (Mini Mental State Examination) * 인지 기능 평가
- CDR : 임상 치매 등급 (Clinical Dementia Rating) * 치매의 정도 평가
- eTIV : 추정 총 두뇌 내부 부피 (Estimated total intracranial volume)
- nWBV : 정규화된 전체 뇌 부피 (Normalized Whole Brain Volume)
- ASF : 아틀라스 스케일링 팩터 (Atlas Scaling Factor) *되 부피 조정

결측치 처리

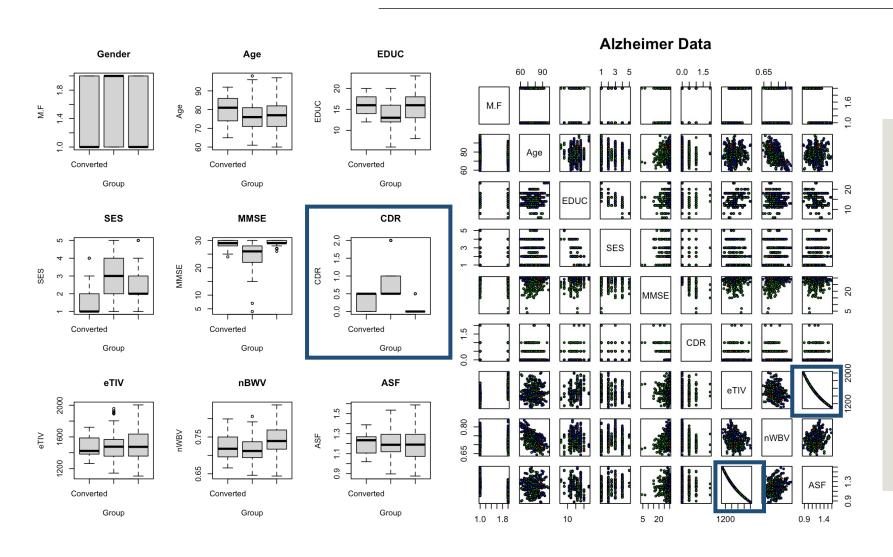
Group	M.F	Age		EDUC	SE	S	
Converted : 37		J		: 6.0	Min.	:1.00	
Demented :146	M:160 1st Qu	ı.:71.00	1st Qu	ı.:12.0	1st Qu.	:2.00	
Nondemented:190	Media	n :77.00	Mediar	n :15.0	Median	:2.00	
	Mean	:77.01	Mean	:14.6	Mean	:2.46	
	3rd Qu	ı.:82.00	3rd Qu	ı.:16.0	3rd Qu.	:3.00	
	Max.	:98.00	Max.	:23.0	Max.	:5.00	
					NA's	:19	
MMSE	CDR	eT	IV	nW	BV	ASF	:
Min. : 4.00	Min. :0.0000	Min.	:1106	Min.	:0.6440	Min. :	0.876
1st Qu.:27.00	1st Qu.:0.0000	1st Qu.	:1357	1st Qu.	:0.7000	1st Qu.:	1.099
Median :29.00	Median :0.0000	Median	:1470	Median	:0.7290	Median :	1.194
Mean :27.34	Mean :0.2909	Mean	:1488	Mean	:0.7296	Mean :	1.195
3rd Qu.:30.00	3rd Qu.:0.5000	3rd Qu.	:1597	3rd Qu.	:0.7560	3rd Qu.:	1.293
Max. :30.00	Max. :2.0000	Max.	:2004	Max.	:0.8370	Max. :	1.587
NA's :2							
		T					

Gr	oup	M.F	Age	EDUC	SES	MMSE	CDR
Converted	: 37	F:213	Min. :60.00	Min. : 6.0	Min. :1.000	Min. : 4.00	Min. :0.0000
Demented	:146	M:160	1st Qu.:71.00	1st Qu.:12.0	1st Qu.:1.833	1st Qu.:27.00	1st Qu.:0.0000
Nondemente	d:190		Median :77.00	Median :15.0	Median :2.000	Median :29.00	Median :0.0000
			Mean :77.01	L Mean :14.6	Mean :2.464	Mean :27.33	Mean :0.2909
			3rd Qu.:82.00	3rd Qu.:16.0	3rd Qu.:3.000	3rd Qu.:30.00	3rd Qu.:0.5000
			Max. :98.00	Max. :23.0	Max. :5.000	Max. :30.00	Max. :2.0000
eTIV		nWBV	AS	SF			

Min. :1106 Min. :0.6440 Min. :0.876 1st Qu.:1357 1st Qu.:0.7000 1st Qu.:1.099 Median :1470 Median :0.7290 Median :1.194 Mean :1488 Mean :0.7296 Mean :1.195 3rd Qu.:1597 3rd Qu.:0.7560 3rd Qu.:1.293 Max. :2004 Max. :0.8370 Max. :1.587

- 데이터의 수가 많지 않기 때문에
 결측치가 있는 행을 아예 제거하는 것보다
 <u>다른 값을 통해 결측치를 대체</u>하는 방법을 선택함
 - i. 선형 보간법 → 로지스틱 회귀 : 정확도가 약간 증가
 - → 도시스틱 외취 : 성확도가 약간 증가 SVM과 Random Forest : 정확도 감소
 - ii. <u>평균으로 결측치 채우기</u> ☑

데이터 분포 확인



- SES, MMSE, CDR을 제외한 변수들은 세 그룹의 분포 형태가 비슷함
- <u>CDR</u> (임상 치매 등급)
- Demented : 0.5 ~ 1.0
- Nondemented: 0.0
- Converted : 0.0 ~ 0.5
- ⇒ CDR이 클래스 분류에 큰 역할을 할 것으로 추측
- eTIV와 ASF의 상관계수 : -0.98887652
- → 뇌 전체 부피가 클수록 아틀라스 스케일링 팩터는 감소한다

분류 모델 학습

1. 로지스틱 회귀

Confusion Matrix and Statistics

Reference

Prediction	Converted	Demented	Nondemented
Converted	3	0	0
Demented	1	48	0
Nondemented	6	0	54

Accuracy : 0.9375

95% CI : (0.8755, 0.9745)

No Information Rate : 0.4821 P-Value [Acc > NIR] : < 2.2e-16

Kappa: 0.8867

Mcnemar's Test P-Value : NA

Statistics by Class:

	Class: Converted	Class: Demented	Class: Nondemented
Sensitivity	0.30000	1.0000	1.0000
Specificity	1.00000	0.9844	0.8966
Pos Pred Value	1.00000	0.9796	0.9000
Neg Pred Value	0.93578	1.0000	1.0000
Prevalence	0.08929	0.4286	0.4821
Detection Rate	0.02679	0.4286	0.4821
Detection Prevalence	0.02679	0.4375	0.5357
Balanced Accuracy	0.65000	0.9922	0.9483

2. **SVM**

Confusion Matrix and Statistics

Reference

Prediction	Converted	Demented	Nondemented
Converted	2	2	0
Demented	2	45	0
Nondemented	6	1	54

Accuracy: 0.9018

95% CI : (0.8311, 0.9499)

No Information Rate : 0.4821 P-Value [Acc > NIR] : <2e-16

Kappa : 0.8228

Mcnemar's Test P-Value : 0.0719

Statistics by Class:

	Class: Converted	Class: Demented	Class: Nondemented
Sensitivity	0.20000	0.9375	1.0000
Specificity	0.98039	0.9688	0.8793
Pos Pred Value	0.50000	0.9574	0.8852
Neg Pred Value	0.92593	0.9538	1.0000
Prevalence	0.08929	0.4286	0.4821
Detection Rate	0.01786	0.4018	0.4821
Detection Prevalence	0.03571	0.4196	0.5446
Balanced Accuracy	0.59020	0.9531	0.9397

분류 모델 학습

3. Random Forest

Confusion Matrix and Statistics

Reference

Prediction	Converted	Demented	Nondemented
Converted	3	1	0
Demented	2	47	0
Nondemented	5	0	54

Accuracy : 0.9286

95% CI : (0.8641, 0.9687)

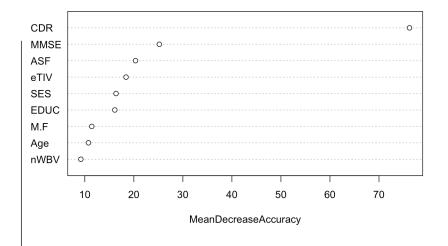
No Information Rate : 0.4821 P-Value [Acc > NIR] : < 2.2e-16

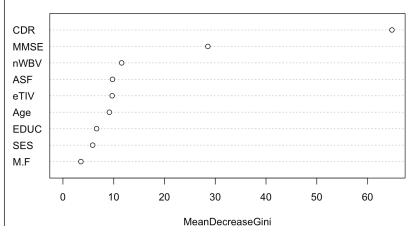
Kappa : 0.8714

Mcnemar's Test P-Value : NA

Statistics by Class:

	Class: Converted	Class: Demented	Class: Nondemented
Sensitivity	0.30000	0.9792	1.0000
Specificity	0.99020	0.9688	0.9138
Pos Pred Value	0.75000	0.9592	0.9153
Neg Pred Value	0.93519	0.9841	1.0000
Prevalence	0.08929	0.4286	0.4821
Detection Rate	0.02679	0.4196	0.4821
Detection Prevalence	0.03571	0.4375	0.5268
Balanced Accuracy	0.64510	0.9740	0.9569





- Variable Importance

정확도, 지니계수 측면에서 정도에 차이가 있지만 CDR, MMSE가 클래스 분류에 가장 기여도가 높은 변수로 나타남

결과 해석

1. 로지스틱 회귀

정확도: 0.9375

Demented / Nondemented 분류 시에는 모두 정확히 분류함

2. SVM

정확도: 0.9018

3. Random Forest

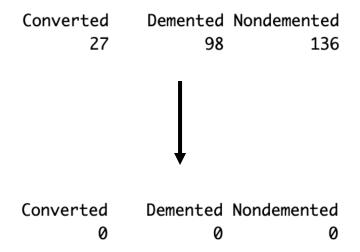
정확도 : 0.9286

Demented / Nondemented 분류 시에는 SVM 3건, RF 1건 제외하고는 모두 정확히 분류함

⇒ 정확도와 Demented / Nondemented 분류에서는 <u>로지스틱 회귀의 성능이 가장 좋지만</u> Converted는 로지스틱 회귀, SVM, RF 모두 제대로 분류하지 못함

전체 데이터 중 Converted는 10% 밖에 되지 않기 때문에 편향된 데이터로 인해 제대로 학습이 이루어지지 않은 것으로 예상됨

추가 진행 사항



install.packages("reticulate")
reticulate::py_install("imbalanced-learn")
library(reticulate)
imblearn <- import("imblearn")

- 언더샘플링을 통해 데이터 불균형을 해소하고 다시 모델 학습을 진행한 후 결과를 비교해보고자 했음
- ⇒ Converted에 맞춰서 언더샘플링한 결과, 모든 데이터 수가 0이 되어 학습 진행 불가

감사합니다