AIB_13_Section2_Project

당뇨병과 관련된 간단한 <u>설문조사 dataset</u>과 <u>머신러닝</u> 모델을 활용한 <u>당뇨병 진단모델</u>의 학습 및 최적화

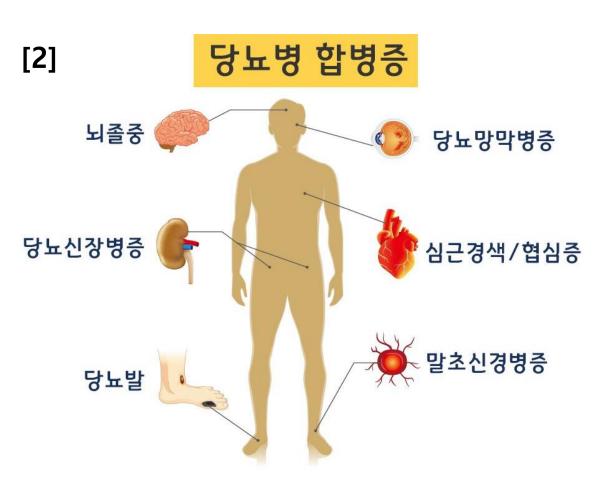
AI_13_김강호

목차

- 1. 문제정의 및 데이터 선정
- 2. 데이터 전처리, EDA, 시각화
 - 3. 모델링 및 모델 해석
 - 4. 결론

1. 문제정의 및 데이터 선정

1]. 당뇨병??

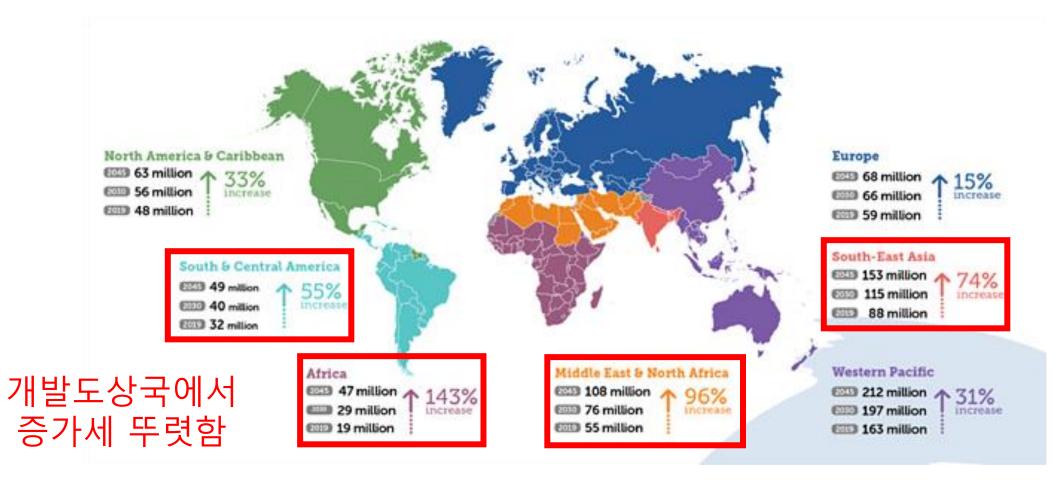


- 당뇨병(Diabetes) : **높은 혈당** 수치가 **오랜 기간** 지속되는 대사 질환
- <u>혈당</u>이 높은 상태가 <u>지속</u>이 될 경우, 여러가지 <u>합</u> <u>병증</u> 발생 [1]
 - ▶ 뇌 문제 : 뇌졸중
 - ▶ 시력 문제 : 당뇨망막병증
 - ▶ 신진대사 문제 : 심근경색, 당뇨발, 말초신경 병증 등
 - ▶ 일상생활에 지장을 줌 >> 치료 필요

2]. 당뇨병 현황

- •전 세계의 많은 사람들이 당뇨병을 앓고 있음.
 - ✓ 우리나라 30세 이상 성인 7명 중 1명이 당뇨병 (2018년 기준) [1]
 - ✓ 전 세계 성인의 약 10분의 1(5억 3700만명)이 당뇨병 (2021년 기준) [2]
 - ✓ 전 세계의 당뇨병 환자가 증가할 예정 [2]
 - ➤ **2045년** 경에는 약 **7억 8300만명**까지 증가 예정
- **당뇨병** 환자들 **상당수**[약 4분의 3]가 **개발도상국** 사람들 [2]

2]. 당뇨병 현황



각 대륙 별 당뇨병 환자 증가 추세 전망치 [1]

2]. 당뇨병 현황

• 앞으로 당뇨병을 잘 관리하지 못하면(특히 개발도상국)

✓ <u>의료비</u>와 <u>인력문제</u>와 같은 <u>많은 사회적 비용</u> 발생하고, 그 <u>피해는 우리들이</u> 떠안아야 된다.





∴ 당뇨병을 앓고 있는 사람을 줄여야 함.

3]. 당뇨병 진단

- 당뇨병 환자들을 줄일려면??
 - ▶ 조기에 진단해서 관리를 하는 것이 중요

- 당뇨병 진단 요구조건 ([1]) :
 - ✓ 기구 : 자가혈당측정기, 채혈기, 채혈침(란셋), 시험지(스트립), 혈당 관리수첩
 - ✓ 검사항목 : 혈당, 경구 당 부하, 당화혈색소 등 여러 화학적 수치들
 - ✓ 의료진 : 의사와 간호사가 당뇨병 검사를 진행하고 판단함

3]. 당뇨병 진단

- 개발도상국 = 당뇨병 진단에 필요한 **자원과 인력이 부족**
 - ✓ 기존 검사들 보다 더 **간단한 절차를 통해 당뇨병 여부**를 **판단**할 필요 가 있음



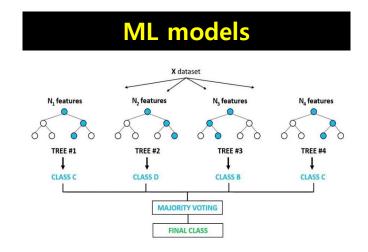


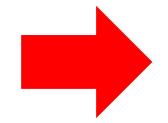
4]. 해결하고자 하는 문제 & 프로젝트 목표

• <u>당뇨병</u>과 관련된 간단한 <u>설문조사 dataset</u>과 <u>머신러닝 모델</u>을 활용한 <u>당뇨병 진단모델</u>의 <u>학습 및 최적화</u>

	당뇨	병 관련	설문조	사 Datas	et	
	Diabetes_012	HighBP	HighChol	CholCheck	ВМІ	Smoker
0	0.0	1.0	1.0	1.0	40.0	1.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	25.0	1.0
2	0.0	1.0	1.0	1.0	28.0	0.0
3	0.0	1.0	0.0	1.0	27.0	0.0







당뇨병 진단모델의 학습 및 최적화

4]. 해결하고자 하는 문제 & 프로젝트 목표

• **당뇨병 진단모델**의 기대효과 :

- ✓ 개발도상국 등 의료여건이 부족한 사람들이 당뇨병 여부를 판단
- ✓ 당뇨병을 여부를 알게 되면 사람들이 경각심을 가지고 관리를 하게 됨
- ✓ 당뇨병으로 인한 사회적문제를 줄이는 데 기여

- 사용 할 데이터 : 당뇨병 관련 설문조사 dataset
 - ➤ CDC(미국 질병통제예방센터)에서 <u>25만 3680건</u>의 <u>22개의 항목</u>을 조사한 당뇨병 관련 설문조사를 진행하여 구성된 데이터

데이터셋 크기: 253,680 rows × 22 columns

	Diabetes_012	HighBP	HighChol	CholCheck	BMI	Smoker	Stroke	HeartDiseaseorAttack	PhysActivity	Fruits
0	0.0	1.0	1.0	1.0	40.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	25.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0
2	0.0	1.0	1.0	1.0	28.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

	Veggies	HvyAlcoholConsump	AnyHealthcare	NoDocbcCost	GenHIth	MentHith	PhysHIth	Diff₩alk	Sex	Age	Education	Income
0	1.0	0.0	1.0	0.0	5.0	18.0	15.0	1.0	0.0	9.0	4.0	3.0
1	0.0	0.0	0.0	1.0	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	7.0	6.0	1.0
2	0.0	0.0	1.0	1.0	5.0	30.0	30.0	1.0	0.0	9.0	4.0	8.0

- 예측해야 할 <u>**타겟 변수**</u> : Diabetes_012 당뇨병 유무
 - ▶ 0 = 당뇨병 없음, 1 = 당뇨병 전 단계, 2 = 당뇨병
 - ➤ 1과 2 모두 당뇨병에 대한 케어를 받아야 하는 점에서 모두 1로 치환하고 컬럼명을 Diabetes_01로 바꿈

타겟변수 데이터셋 :	크기: 253,680 rows × 2	22 columns
-------------	----------------------	------------

	Diabetes_012	HighBP	HighChol	CholCheck	BMI	Smoker	Stroke	HeartDiseaseorAttack	PhysActivity	Fruits
0	0.0	1.0	1.0	1.0	40.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	25.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0
2	0.0	1.0	1.0	1.0	28.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

	Yeggies	HvyAlcoholConsump	AnyHealthcare	NoDocbcCost	GenHIth	MentHith	PhysHIth	Diff₩alk	Sex	Age	Education	Income
0	1.0	0.0	1.0	0.0	5.0	18.0	15.0	1.0	0.0	9.0	4.0	3.0
1	0.0	0.0	0.0	1.0	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	7.0	6.0	1.0
2	0.0	0.0	1.0	1.0	5.0	30.0	30.0	1.0	0.0	9.0	4.0	8.0

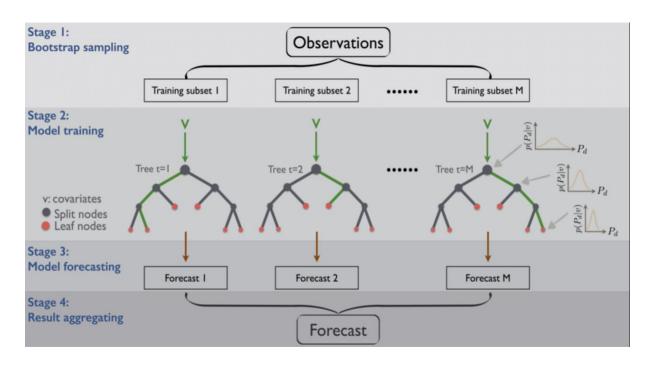
- **예측**(을 수행 할) **변수**
 - ▶ 고혈압, 고 콜레스테롤 여부, 흡연자 여부, 신체활동 여부, 과일, 야채 섭취여부, 육체 및 정신적으로 건강한지 여부, 성별, 나이, 학벌, 수입 등과 같이 쉽게 응답할 수 있는 정보들로 당뇨병 여부 예측

데이터셋 크기: 253,680 rows × 22 columns 예측(을 수행할)변수

	Diabetes_012	HighBP	HighChol	CholCheck	BMI	Smoker	Stroke	HeartDiseaseorAttack	PhysActivity	Fruits
0	0.0	1.0	1.0	1.0	40.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	25.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0
2	0.0	1.0	1.0	1.0	28.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

	Yeggies	HvyAlcoholConsump	AnyHealthcare	NoDocbcCost	GenHIth	MentHith	PhysHIth	DiffWalk	Sex	Age	Education	Income
0	1.0	0.0	1.0	0.0	5.0	18.0	15.0	1.0	0.0	9.0	4.0	3.0
1	0.0	0.0	0.0	1.0	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	7.0	6.0	1.0
2	0.0	0.0	1.0	1.0	5.0	30.0	30.0	1.0	0.0	9.0	4.0	8.0

- 머신러닝 분류모델
 - ▶ 랜덤 포레스트 모델
 - ✓ 비교적 높은 **정확도, 일반화 성능**
 - ✓ 다른 머신러닝 모델에 비해 <u>간편하고</u>
 빠른 학습 및 테스트 알고리즘
 - ✓ 당뇨병 분류모델에 적합



2. EDA, 데이터 전처리, 시각화

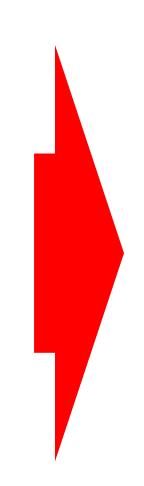
- 1). Pandas profiling, EDA(탐험적 데이터 분석)
- 2). 타겟 데이터의 Binary classification
- 3). 특성분석
- 4). 중복행 제거
- 5) Train, test 세트 분리
- 6). 이상치 제거
- 7). 기타 특성공학
 - 1}. 특성드랍
 - 2}. 특성공학 후 생기는 중복 행 제거
- 8). feature, target 데이터셋 분리
- 9). 오버샘플링
- 10). SelectKBest를 이용한 중요특성 선택

머신러닝 모델 학 습을 원활하게 하 기 위한 준비과정

1). Pandas profiling, EDA(탐험적 데이터 분석)

@ 중점 확인 사항

- 각 피쳐들(예측변수들) 별 데이터타입
- 결측치
- 데이터의 중복여부
- 값의 분포
- 피쳐들 간의 **상관관계**



- 2). 타겟 데이터의 Binary classification
- 3). 특성분석
- 4). 중복행 제거
- 5) Train, test 세트 분리
- 6). 이상치 제거
- 7). 기타 특성공학
 - 1}. 특성드랍
 - 2}. 특성공학 후 생기는 중복
- 행 제거
- 8). feature, target 데이터셋 분리
- 9). 오버샘플링
- 10). SelectKBest를 이용한 중요특성 선택

10). SelectKBest를 이용한 중요특성 선택

1) HighBP : 혈압이 높은 지 여부

2) HighChol : 콜레스테롤이 높은지 여부

3) CholCheck : 5년 내, 콜레스테롤 검사 여부

4) BMI : 체질량 지수

5) Smoker: 평생 최소 100개비의 담배를 피웠는지 여부

6) Stroke : 뇌졸중 발생여부

7) HeartDiseaseorAttack : 심장질환 발생여부

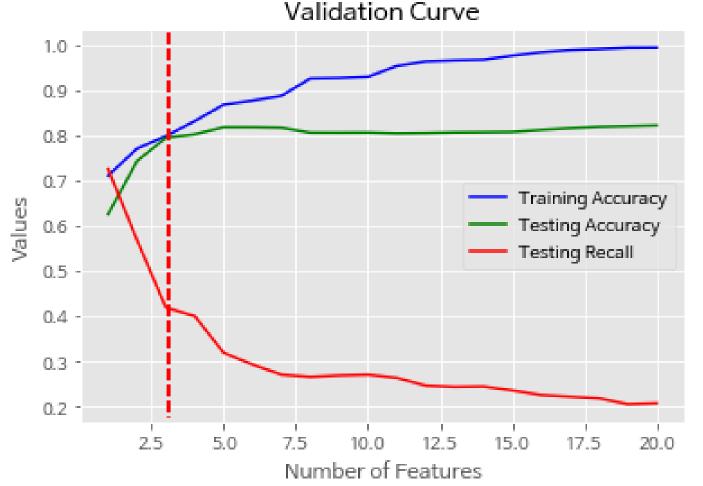
...... 총 20가지 예측변수 존재 .

1) HighBP : <u>혈압이 높은 지</u> 여부

2) HighChol : <u>콜레스테롤이 높은지</u> 여부

3) GenHlth : <u>건강 상태</u>에 대한 척도

10). SelectKBest를 이용한 중요특성 선택



- 중요특성 개수의 선택 기준
 - ➤ <u>일반화가 잘</u> 되는가? (Train 데이터와 Test 데이터의 성능차이 최소화)
 - ▶ 당뇨병 분류에서 중요한 기준인 <u>재현</u> 률이 높은가?
 - ▶ 하이퍼 파라미터 튜닝을 통한 성능개 선여지

∴ 중요특성 : HighBP, HighChol, GenHlth

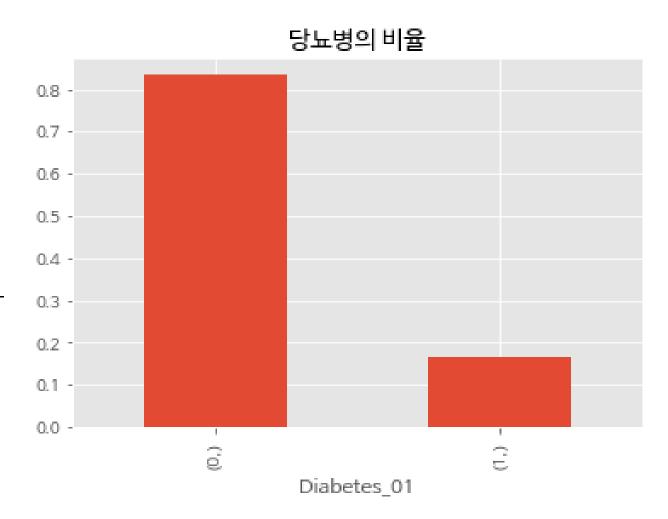
3. 모델링 및 모델 해석

1]. 분류문제에서의 기준모델 & 재현율

• 분류문제에서의 기준모델

➤ 최빈값[0, 당뇨병 아님]의 비율 : 0.834531

✓ <u>학습될 분류모델은</u> 정확도 측면에서
 최소한 기준 모델의 비율인 <u>0.834531</u>
 <u>를 만족</u>해야 한다.



1]. 분류문제에서의 기준모델 & 재현율

- 재현율
 - ✔ 분류모델에서 타겟 데이터의 **클래스가 불균형한 경우**가 존재
 - ▶ 정확도 만으로 모델의 성능을 판단할 수 없다.
 - ➤ 정밀도, 재현률, f1_score 등의 분류모델 평가지표 사용
 - ➤ 당뇨병 판단모델에서는 실제 당뇨인데 당뇨가 아니라고 판단하는 것의 risk가 더 큼
 - 실제 당뇨인 사람들 중 당뇨라고 판단되는 비율인 재현율 사용

2]. 모델 최적화

- 당뇨병 분류모델의 최적화 방법
 - ✔ RandomForestClassifier와 RandomizedSearchCV를 이용해서 하이퍼파라미터를 변화 시켜가며 분류모델의 정확도와 재현율 등을 최적화 할 수 있다.
 - ➤ 조절 하이퍼파라미터 : max_depth, n_estimators, min_sample_split
 - ▶ 조절방식 : 초기 파라미터의 결과값에 따라 다시 초기 파라미터를 조절해가며 정확도와 재현율 등을 최적화 함

Trial1	max_depth	min_samples_split	n_estimators	accuracy
초기파리미터	randint(1, 50)	randint(1, 50)	randint(50, 500)	recall_test: 0.42
최적파라미터	24	10	455	Acc: 0.7932

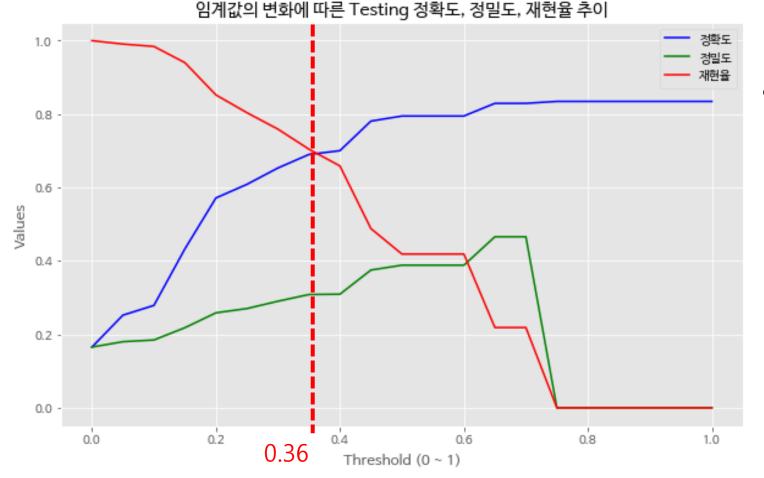
Trial2	max_depth	min_samples_split	n_estimators	accuracy
초기파리미터	randint(20, 30)	randint(1, 20)	randint(400, 500)	recall_test: 0.42
최적파라미터	24	2	468	Acc: 0.7932

2]. 모델 최적화

- 분류모델의 최적화 결과(정확도의 최적화 실패)
 - ✓ 찾아낸 최적 하이퍼파라미터 : max_depth = 24, n_estimators = 455, min_sample_split = 10
 - 결과 : Training_acc : 0.7932, Testing_acc : 0.79(분류모델의 일반화는 성공), Testing_recall : 0.42
 - ✔하이퍼 파라미터들을 조절했음에도 불구하고, 정확도 측면에서 기준모델의 비율인 0.834531 이상으로 testing 정확도를 끌어내진 못했다.
 - 설문조사 방식의 한계 존재
 - 더 많은 도매인지식 습득 >> 데이터 특성공학

2]. 모델 최적화

• 임계값 변화를 통한 최적화



• 임계값 = 0.36

✓ Testing 정확도 : 0.6925

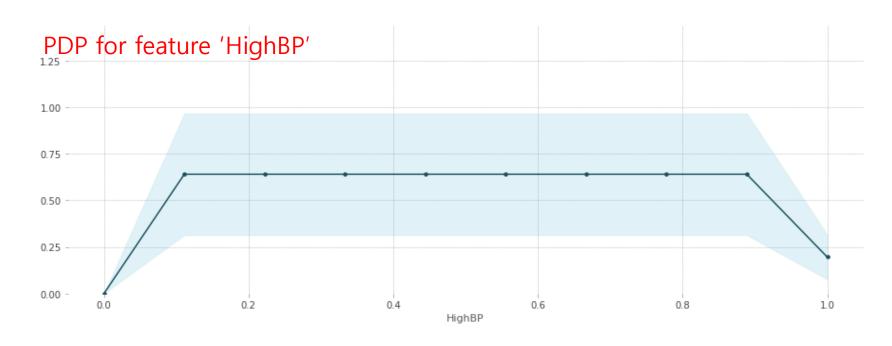
✓ Testing 재현율 : 0.6924

3]. 최종모델 설명 - 순열 중요도

- 순열 중요도 순위
 - ✔ 순열중요도 : 타겟변수(당뇨병 여부) 에 영향을 많이 미치는 정도
 - ✓ 아래 순열중요도 표를 통해, GenHlth, HighChol, HighBP 순으로 당뇨병
 여부를 판단하는 데 영향을 많이 미친다는 것을 알 수 있다.

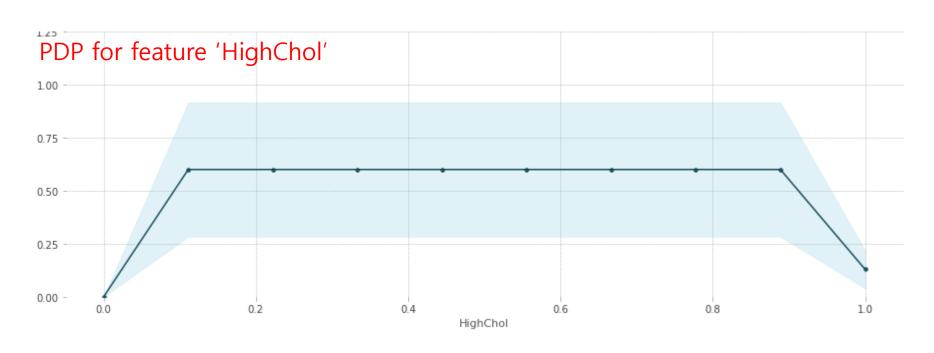
	Weight	Feature
0.0079	± 0.0018	GenHlth
0.0022	± 0.0018	HighChol
-0.0009	± 0.0012	HighBP

3]. 최종모델 설명 – PDP plot



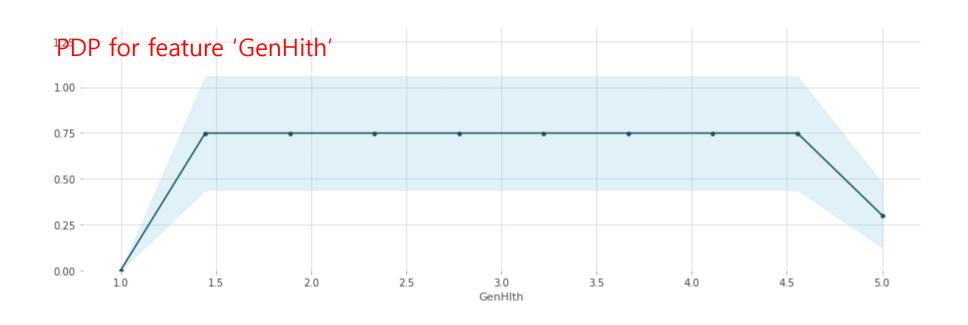
- PDP plot (HighBP ~ Diabetes_01)
 - ▶ 특정 Feature의 값이 변할 때 타겟특성이 어떻게 변하는 지 알 수 있다.
 - ▶ 그래프 해석 :
 - ✓ HighBP[고혈압 여부]가 0에서 1로 변할 때, 당뇨일 확률을 약 0.2 정도 올려준다.

3]. 최종모델 설명 – PDP plot



- PDP plot(HighChol ~ Diabetes_01)
 - ▶ 그래프 해석 :
 - ✓ HighChol[고콜레스테롤 여부]가 0에서 1로 변할 때, 당뇨일 확률을 약 0.13 정도 올려준다.

3]. 최종모델 설명 – PDP plot



- PDP plot(HighChol ~ Diabetes_01)
 - ▶ 그래프 해석 :
 - ✔ GenHith[건강의 척도]가 0에서 5로 변할 때[건강이 나빠질 때], 당뇨일 확률을 약 0.3 정도 올려준다.

3]. 최종모델 설명 - Shap value



- Shap Value의 Force plot
 - ▶ 그래프 해석 :
 - ✓ Test 샘플 중 하나에서 그 사람이 당뇨일 확률을 0.17이라고 예측했는데, 당뇨라고 예측 하게 하는 확률을 높인 요소는 콜레스테롤 관련요소이고, 당뇨확률을 낮게 한 요소는 고 혈압[HighBP], 건강척도['GenHith'] 관련 요소이다.

4. 결론

• 당뇨병 진단모델의 학습 및 최적화에 있어.....

- ✓ 일반화 성능은 괜챃았지만, 정확도를 기준모델 만큼 올리는데 실패
- ✔ 대안으로 임계값을 0.36정도로 올려서 재현율을 올리는 것은 가능
- ✓ 도메인 지식 + 순열중요도, PDP value, Shap Value 더 잘 해석
 - ▶ 당뇨병 진단모델을 더욱 최적화하자!!