

오렌지3를 이용한 알고리즘에 따른 예측 결과 비교

숭실대학교 베어드교양대학 서유화 교수 yhsuh@ssu.ac.kr

목차

- ▶ 학습할 데이터 블러오기
- ▶ 선형회귀로 집값 예측하기
- ▶ 다른모델과 비교하기
- ▶ 공정하게 평가하기

Soongsil University

학습 목표

- ▶ 오렌지3를 이용해 머신러닝을 이용해 예측할 수 있다.
- ▶ 다양한 알고리즘에 따른 예측 결과를 비교할 수 있다.
- ▶ 머신러닝 알고리즘의 성능지표를 이해할 수 있다.

지난시간 배운 내용

오프라인 . 강의 및 교과목 소개(공통, 핵심만) 강의 및 교과목 소개(분반별, 자세히) 인공지능의 과거 . 인공지능의 과거와 현재 . 다양한 인공지능 기술 경험하기 (자연어처리, 시각, 음성) . 인공지능 챗봇만들기(IBM 왓슨 어시스턴트) 3. 인공지능의 미래와 다양한 시선 현재와 미래 4. 인공지능 개발환경 구축과 사용법(Anaconda/Colab) . 빅데이터의 정의와 가치 공공데이터를 . 공공데이터 수집하기 . 서울시 CCTV설치 현황 분석하기 이용한 사회문제 . 공공데이터로부터 새로운 인사이트 발견하기 2. 서울시 범죄발생 현황 분석하기 발견과 해결책 모색 - 행정구역별 인구 데이터와 공공의료기관 현황 데이터 분석 인공지능의 개요 및 1. 인공지능의 정의와 분류 머신러닝을 이용한 이미지 식별(구글 티쳐블 머신) 3 머신러닝을 이용한 2. 인공지능 학습방법 이해하기 2. 머신러닝을 이용한 보스톤 집값 예측 3. 인공지능 알고리즘 소개 데이터의 불완전성과 결함에 따른 예측 오류와 차별
 데이터 편항성이 예측에 미치는 영향 (구글티처블머신) 1. 타이타닉호 생존자 예측 인공지능과 데이터 - 데이터 편향성이 예측에 미치는 영향 3. 지도학습(SVM)을 이용한 타이타닉호 생존자 예측 - 데이터 왜곡에 따른 예측 결과 비교 . 알고리즘과 모델링의 개요 오렌지3를 이용한 알고리즘에 따른 예측 결과 비교 인공지능과 2. 알고리즘 기반 의사결정 시스템의 한계 - 보스톤 집값 예측 - 폐암환자 생존 여부 예측 알고리즘 윤리 3. 윤리가 필요한 인공지능 4. 오렌지3 설치 및 사용법 . - 인공지능의 윤리적/법적 쟁점 (자율주행자동차, AI로봇, 트랜스 휴먼 등) - 인공지능시대 사회, 경제적 불평등 문제 인공지능에 대한 자율주향 자동차의 행동학습 시나리오 경험하기 다양한 이슈와 인공지능과 프라이버시 인공지능의 윤리적 대응과 규제 비윤리적 데이터 생성과 수집(웹 크롤링을 이용한 데이터 수집) 우리의 자세 고찰 기말고사

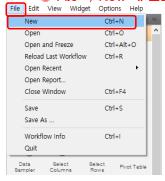
Soongsil University

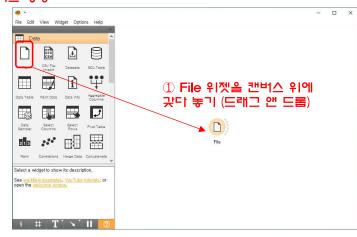


머신러닝(지도학습)을 이용한 보스톤 집값 예측

학습할 데이터 불러오기

● 파일명⋅⑥ File → New 새 프로젝트 생성





Soongsil University

학습할 데이터 불러오기

① 캔버스 위의 File 위젯 더블클릭



② File에서 폴더 표시 클릭 Source File: iris,tab O URL: Iris flower dataset Classical dataset with 150 instances of Iris setosa, Iris virginica and Iris versicolor 4 feature(s) (no missing values) Classification; categorical class with 3 values (no missing values) 0 meta attribute(s) Columns (Double click to edit) Role Name Values feature sepal length petal length feature feature Reset Browse documentation datasets ? 🖹 📑 150

학습할 데이터 불러오기



Boston_house.csv 데이터

Soongsil University

■ Boston_house.csv - Windows 明모장

単貨(P) 世近(C) 体4(O) 보기(N) 足器質(H)

AGE,B,RM,CRIM,DIS,INDUS,ISTAT,NOX,PTRATIO,RAD,ZN,TAX,CHAS,Target

65.2,396.9,6.575,0.00632,4.09,2.31.4.98,0.538,15.3,1,18.296,0.24

78.9,396.9,6.21(0,027)4.9,9671,7.07,430,406,917.8,2,0.242,0.21.6

61.1,392.837,185,0.02729,4.9671,7.07,430,4.06,917.8,2,0.242,0.34.7

45.8,394.63,6.998.0,02729,4.9671,7.07,430,3.06,917.8,2,0.242,0.34.7

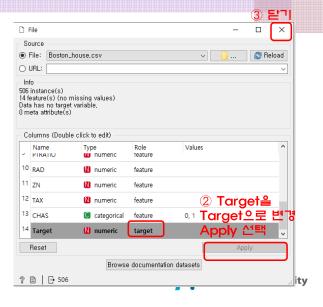
45.8,394.63,6.998.0,02729,4.9671,7.07,430,3.06,818.7,3.0,222,0.362

58.7,394.12,6.43,0.0296.5,6.0622,2.18,2.34,0.48,817.3,0.222,0.362

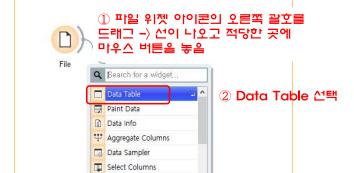
58.7,394.12,6.43,0.0296.5,6.0622,2.18,2.34,0.48,817.3,0.222,0.287

66.3,95.6,6.012,0.08829,5.5605,7.87,12.43,0.524,15.2,5,12.5,311,0.22,9

96.1,396.9,6.172,0.14455,5.9955,7.87,12.43,0.524,15.2,5,12.5,311,0.27,1

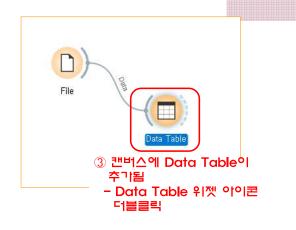


학습할 데이터 불러오기



Select Rows

Pivot Table



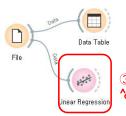


9

11

선형회귀 모델 만들기

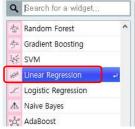
	① 막습	[데이터]	가 열림		- 🗆	×
	Target	AGE	В	RM	CRIM	٨
39	24.7	30.2	393.43	5.966	0.17505	
37	20.0	61.4	377.56	5.841	0.09744	
349	24.5	29.7	390.94	6.635	0.01501	
81	28.0	33.5	396.90	6.727	0.04113	
83	24.8	32.2	396.90	6.302	0.03659	
82	23.9	70.4	395.63	6.619	0.04462	
84	22.9	46.7	390.64	6.167	0.03551	
342	32.7	49.3	394.74	7.241	0.01301	
63	22.2	67.8	396.90	6.456	0.11027	
59	23.3	29.2	390.68	6.145	0.15445	



0.10328

5.927

② 파일 위젯 아이콘의 오른쪽 괄호를 드래그 -> 선이 나오고 적당한 곳에 마우스 버튼을 놓은

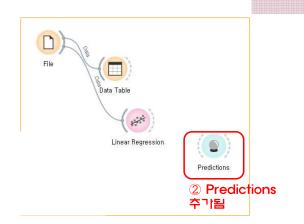


③ Linear Regression 위젯 생성됨

Soongsil University

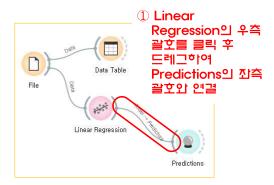
선형회귀로 집값 예측하기

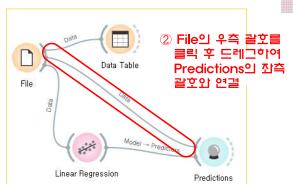




Soongsil University

선형회귀로 집값 예측하기



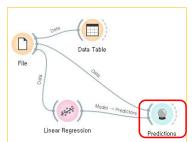


- Prediction에는 두 가지 데이터가 필요함
- 첫번째는 모델, 두번째는 예측하고 싶은 원인데이터
- 별도의 파일에 저장된 데이터를 가져올 수도 있으나, 테스트 목적임으로 File 위젯 데이터 그대로 연결



12

15



① Predictions 더블클릭

② 정답 _ _ RM 30.0 24.0 6.575 25.0 21.6 396.90 6.421 30.6 34.7 392.83 7.185 28.6 33.4 394.63 6.998 396.90 7.147 394.12 6.430 395.60 6.012 396.90 6.172 386.63 5.631 386.71 6.004 392.52 6.377 18.9 396.90 6.009 390.50 5.889 396.90 5 949 19.3 18.2 380.02 6.096 19.9 395.62 5.834 Linear Regression 21.895 4.679 3.271 0.741

② Linear Regression으로 예측한 결과

Soongsil University

Data Table ① 파일 위젯 아이콘의 오른쪽 괄호를 드래그 → 산이 나오고 적당한 곳에 마우스 버튼을 놓을 및 Bearch for a widget... ② Neural Networ

© Bearch for a widget...

□ Data Table
□ Select Rows
□ Network
□ Predictions

Name
Neural Network

Name
Neural Network

Neurons in hidden layers:
Activation:
Solver:
Adam
Regularization, α=0,0001:
Maximal number of iterations:

Replicable training

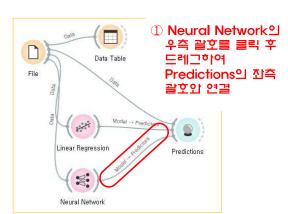
Cancel

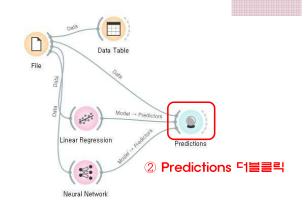
Apply Automatically

Page 1 506 | - □ □ □

Soongsil University

다른 모델과 비교하기





Soongsil University

다른 모델과 비교하기

_								
	Linear Regr	ession	Neura	l Netwo	ork	Target		
1		30.0		2-	4.7	30.1		
2		25.0		2	3.9	20.3		
3		30.6		3	1.6	22.0		
4		28.6		3	1.5	21.4		
5		27.9		3.	2.6	18.8		
6		25.3	25.8			20.5		
7		23.0		1	9.3	17.3		
8		19.5		1	9.4	15.7		
9		11.5		1-	4.5	29.6		
10		18.9		1	8.4	26.4		
11		19.0		2	0.5	50.0		
12		21.6		1	8.9	37.9		
13	20.9		20.1		37.2			
14		19.6		1	7.7	32.5		
15		10.2		1	0 0	20.0		
			$\overline{}$		_			
	Model	MSE	RMSE	MAE	Ra	2		
Line	ar Regression	21.895	4.679	3.271	0.74	41		
Neu	ral Network	5.519	2.349	1.784	0.9	35		

회귀모델의 대표 성능지표

- MSE(Mean Squared Error) : 오차(실제값과 예측값의 차이를 제곱하여 더한 후 평균을 낸 값 (작을 수록 좋음, 과도하게 줄이면 과적합의 오류 가능성)
- RMSE(Root Mean Squared Error): MSE에 루트를 씨운값, 오류의 제곱임으로 실제 오류 평균보다 커지는 특성이 있어 루트를 씌울 (작을 수록 좋음)
- MAE(Mean Absolue Error): 실제값과 예측값이 차이를 절대값으로 변환해 평균한 것 (작을 수록 좋음)
- R2(R Square): 예측값 분산/실제값 분산 (1에 가까울 수록 좋음)

주로 RMSE를 확인 Neural Network의 성능이 더 우수함

Soongsil University

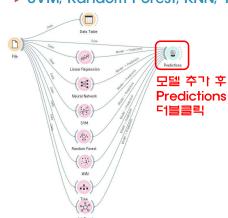
16

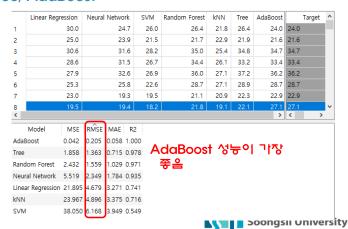
17

19

▶ 다른 모델들도 추가하여 실행해보기

▶ SVM, Random Forest, KNN, Tree, AdaBoost

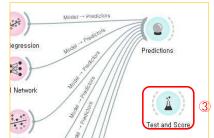


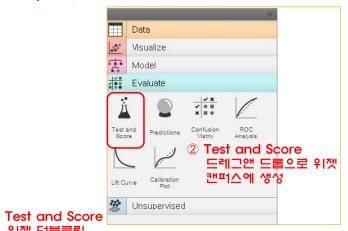


공정하게 평가하기

▶ 학습되지 않은 데이터(테스트 데이터)로 평가하기



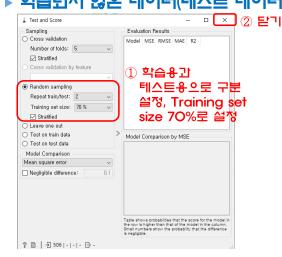


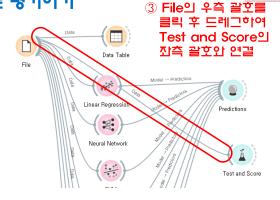


Soongsil University

공정하게 평가하기

▶ 학습되지 않은 데이터(테스트 데이터)로 평가하기

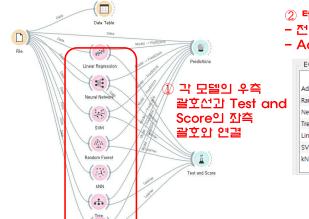




Soongsil University

공정하게 평가하기

▶ 학습되지 않은 데이터(테스트 데이터)로 평가하기



② 테스트 데이터의 성능

위젯 더블클릭

- 전반적으로 RMSE가 다 올라갔음
- AdaBoost 성능이 가장 좋음

	- Evaluation Resu	lts				
	Model		RMSE	MAR	D2	_
	AdaBoost				0.885	
l	Random Forest					
	Neural Network	11.089	3.330	.393	0.845	
	Tree	14.875	3.857	.927	0.793	
	Linear Regression	19.310	4.394	.103	0.731	
	SVM	29.614	5.442	.285	0.587	
	kNN	35.186	5.932	.252	0.510	

학	슬데	<u> </u>	_	•	5
Model	MSE	RMSE	MAE	R2	
AdaBoost	0.042	0.205	0.058	1.000	
Tree	1.858	1.363	0.715	0.978	
Random Forest	2.432	1.559	1.029	0.971	
Neural Network	5.519	2.349	1.784	0.935	
Linear Regression	21.895	4.679	3.271	0.741	
kNN	23.967	4.896	3.375	0.716	
SVM	38.050	6.168	3.949	0.549	

Soongsil University

앞서 수행한

학습활동 - 폐암환자 생존여부 예측

- ▶ 오렌지를 이용해 thoracic_surgery.csv 데이터로 지도학습 분류모델을 이용해 예측하고 모델 비교하기
 - ▶ SVM, kNN, Tree, Random Forest, AdaBoost, Neural Network (Neurons in hidden layers≣ 17,17,17), Logistic Regression
 - ▶ 학습데이터로 학습 및 예측하기
 - ▶ 테스트데이터로 예측하기
 - ▶ 파일 저장하기 파일명 5주차_학습활동_학번_이름.ows 파일 업로드



다음시간에 배울 내용

주	주제	온라인	오프라인
1	현재와 미래	1. 강의 및 교과목 소개(공통, 핵심만) 2. 인공지능의 과거와 현재 3. 인공지능의 미래와 다양한 시선 4. 인공지능 개발환경 구축과 사용법(Anaconda/Colab)	1. 강의 및 교과목 소개(분반별, 자세히) 2. 다양한 인공지능 기술 경험하기 (자연어처리, 시각, 음성,) 3. 인공지능 챗봇만들기(IBM 왓슨 어시스턴트)
2	공공데이터를 이용한 사회문제 발견과 해결책 모색	1. 빅데이터의 정의와 가치 2. 공공데이터 수집하기 3. 공공데이터로부터 새로운 인사이트 발견하기 - 행정구역별 인구 데이터와 공공의료기관 현황 데이터 분석	1. 서울시 CCTV설치 현황 분석하기 2. 서울시 범죄발생 현황 분석하기
3		1. 인공지능의 정의와 분류 2. 인공지능 학습방법 이해하기 3. 인공지능 알고리즘 소개	1. 머신러닝을 이용한 이미지 식별(구글 티쳐블 머신) 2. 머신러닝을 이용한 보스톤 집값 예측
4	인공지능과 데이터 윤리	1. 데이터의 불완전성과 결함에 따른 예측 오류와 차별 2. 데이터 편향성이 예측에 미치는 영향 (구글티처블머신) 3. 지도학습(SVM)을 이용한 타이타닉호 생존자 예측	1. 타이타닉호 생존자 예측 - 데이터 편향성이 예측에 미치는 영향 - 데이터 왜곡에 따른 예측 결과 비교
5	알고리즘 윤리	1. 알고리즘과 모델링의 개요 2. 알고리즘 기반 의사결정 시스템의 한계 3. 윤리가 필요한 인공지능 4. 오렌지3 설치 및 사용법	1. 오렌지3를 이용한 알고리즘에 따른 예측 결과 비교 - 보스톤 집값 예측 - 폐암환자 생존 여부 예측
6		1. 인공자능의 윤리적/법적 쟁점 (자율주행자동차, AI로봇, 트랜스 휴먼 등) 2. 인공자능시대 사회, 경제적 불평등 문제 3. 인공자능과 프라이버시 4. 인공자능의 윤리적 대응과 규제	1. 자율주향 자동차의 행동학습 시나리오 경험하기 2. 비윤리적 데이터 생성과 수집(웹 크롤링을 이용한 데이터 수집)
7		기말고시	ŀ

학습활동

▶ 분류모델의 성능지표

Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
kNN	0.426	0.809	0.766	0.732	0.809
Tree	0.443	0.741	0.734	0.728	0.741
SVM	0.570	0.851	0.783	0.724	0.851
Random Forest	0.619	0.823	0.779	0.750	0.823
Neural Network	0.513	0.777	0.778	0.779	0.777
Logistic Regression	0.668	0.844	0.785	0.763	0.844
AdaBoost	0.520	0.734	0.744	0.756	0.734

- CA((Classification Accuracy, 분류정확도):
 전체데이터 중 몇 건의 데이터가 맞았는지 알려주는
 값 (를 수록 좋음, 1에 가까울 수록)
- Precision(정밀도) : 모델이 True라고 분류한 것 중 실제 True인 것의 비율
- Recall(재현율) : 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 비율
- F1 : Precision과 Recall의 조합평균

