[xwMOOC R Meetup 6회- 세션1 발표]

- H2O 활용 Kaggle Iris dataset 분석 사례 -

서강대 머신러닝 Lab 황문기 교수

This document is confidential and is intended solely for the use and information of the client to whom it is addressed.

Sogamg Machine Learning Lab



2018. 01. 17



목 차

- 1. Kaggle 붓꽃(IRIS) Dataset 사례
- 2. H2o 분석
 - 딥러닝
 - **GBM(Gradient Boosting Model)**
- 3. Q&A

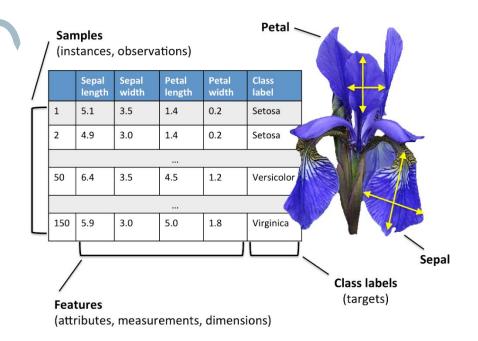
1. 붓꽃(IRIS) dataset ?

붓꽃(IRIS)은 3개의 종이 있으며, IRIS 분석 dataset은 150개 샘플데이터로 꽃잎 (Petal) 길이/폭 2개, 꽃받침(Sepal)의 길이/폭 2개 총 4개의 변수로 구성됨

(그림1) 붓꽃(Iris) 3종

(그림2) Iris Data Set 구성

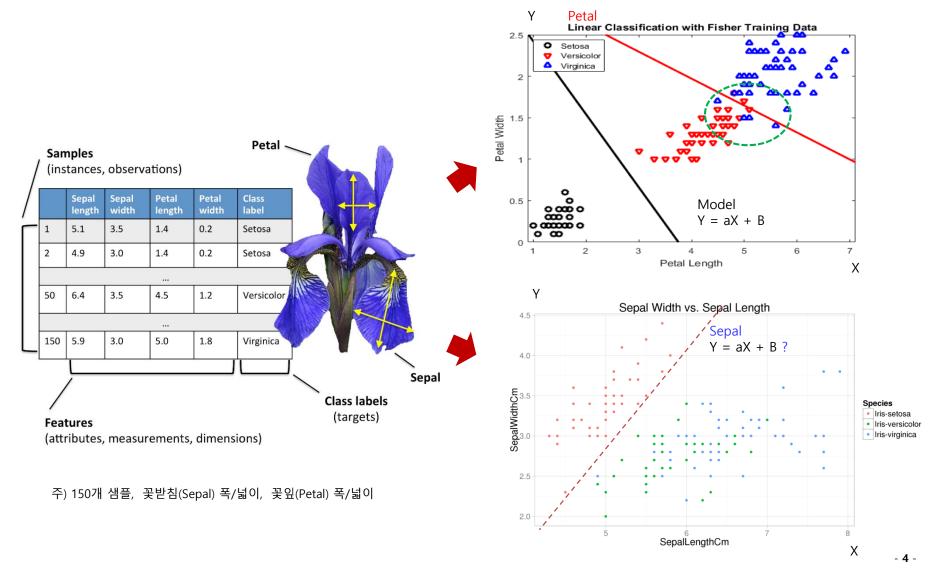




주) 150개 샘플, 꽃받침(Sepal) 폭/넓이, 꽃잎(Petal) 폭/넓이

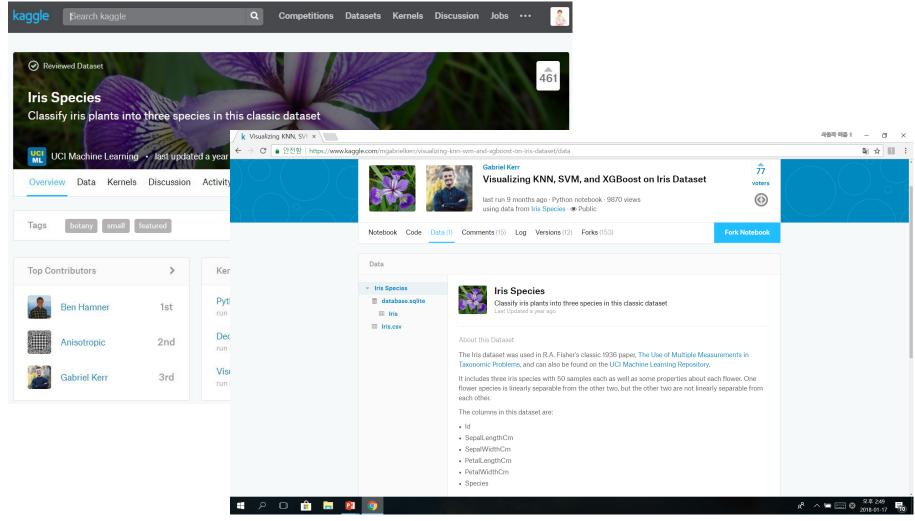
2. 붓꽃(IRIS) dataset 사전분석

꽃잎(Petal) 길이/폭 2개, 꽃받침(Sepal) 길이/폭 2개 총 4개의 변수중에, Sepal 데이터는 선형적 분리가 어려울 것으로 판단되어 Petal을 먼저 사전탐색 하기로 결정..



3. Kaggle Iris Species dataset

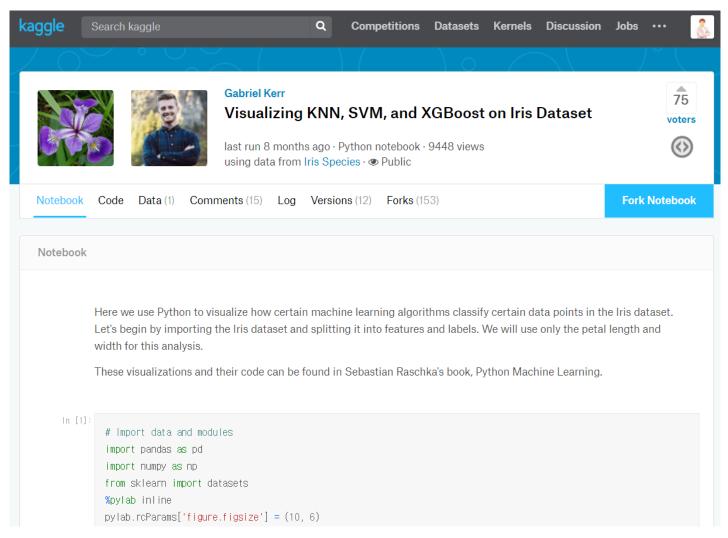
Kaggle사이트의 Iris Species dataset 입수



https://www.kaggle.com/mgabrielkerr/visualizing-knn-svm-and-xgboost-on-iris-dataset

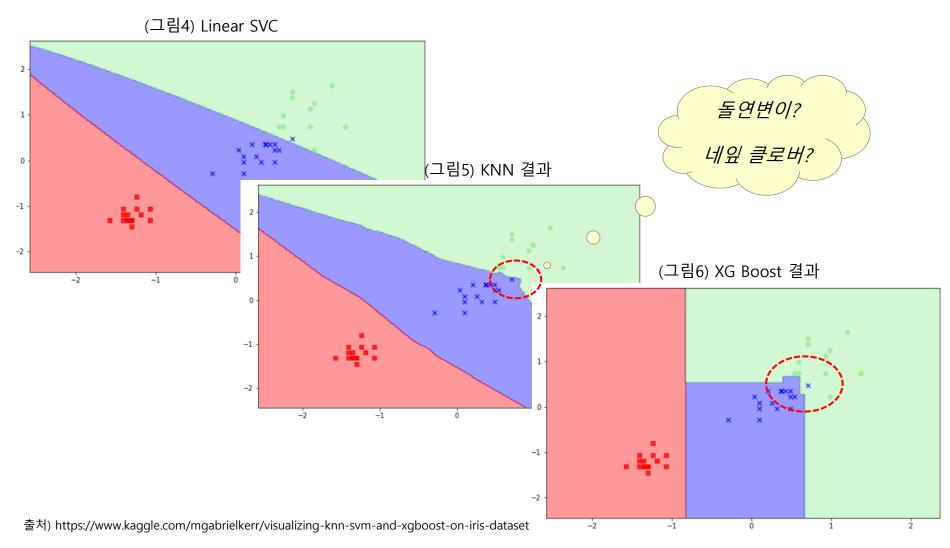
3. Kaggle Iris Species Case

Kaggle Iris Species dataset visualization 사례 – KNN, SVM, XGBoost



4. Kaggle Iris Species Case 결과

Kaggle Iris Visualization 사례에서, 꽃잎(Petal) 데이터 머신러닝 결과중에 KNN 결과가 가장 좋게 나왔으며, KNN 분석결과 <u>150개 중에 1개의 Error</u>를 기록

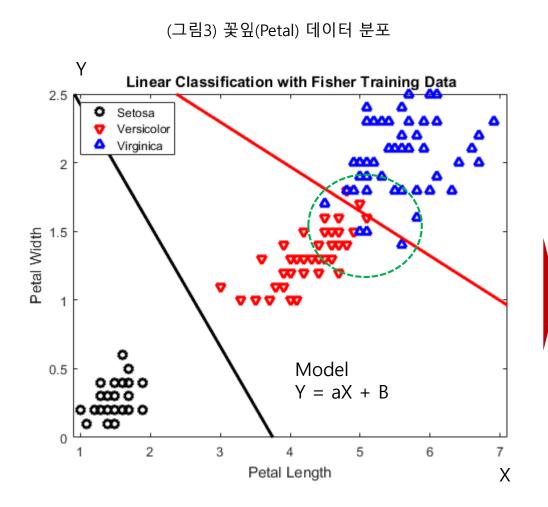


목 차

- 1. Kaggle IRIS(붓꽃) Dataset 사례
- 2. H2o 분석
 - 딥러닝
 - **GBM(Gradient Boosting Model)**
- 3. Q&A

1. H2O 분석 Approach

Petal(꽃잎)과 Sepal(꽃받침) dataset을 Deep Learning과 GBM(Gradient Boosting Machine)으로 분석하여 결과를 비교함

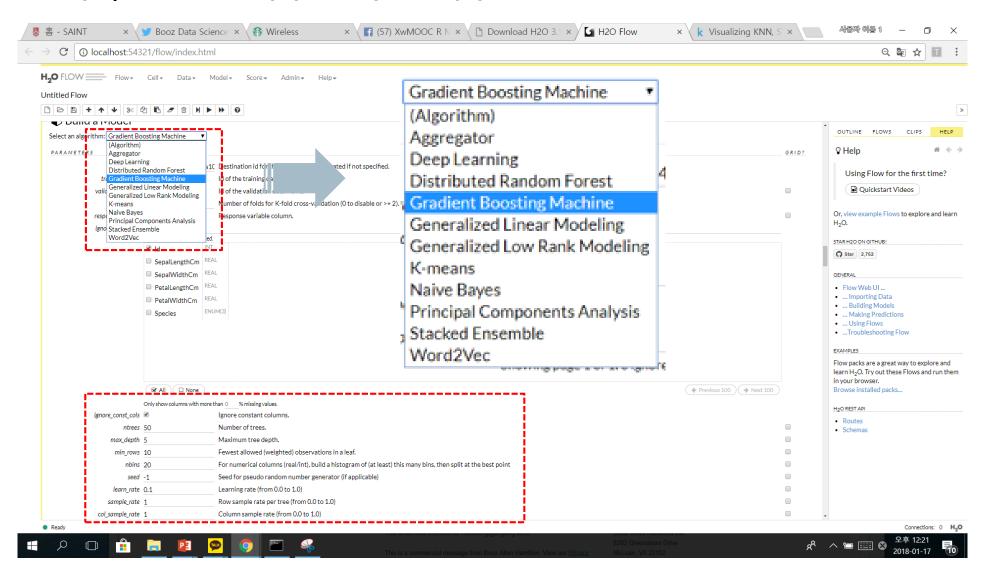


Iris 분석 Approach

- Dataset
 - X축: 꽃잎(Petal)길이(length)
 - Y축 : 꽃잎(Petal)폭(width)
 - -> Virginica와 Versicolor 중첩부분(6개)
- Deep Learning
 - 활성함수, epochs 증가
 - -> 개선효과
- GBM
 - ntrees 50 -> 500
 - -> 증가할수록 성능 개선효과?

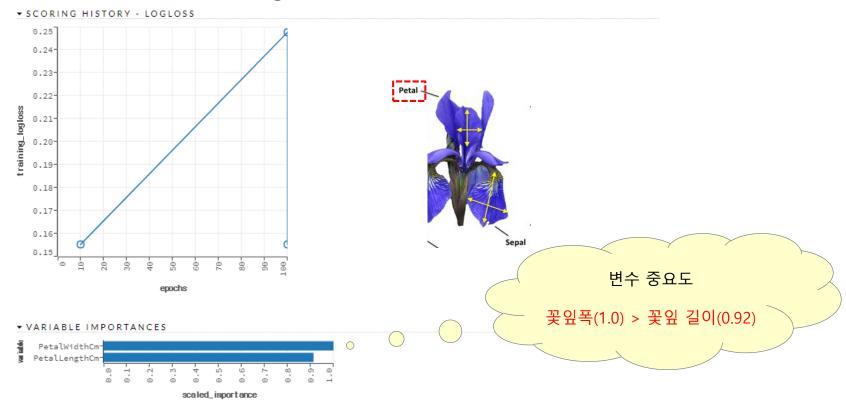
2. H2O 제공 Model

딥러닝, GBM 등 12개의 알고리즘 선택가능..



3. H2O 분석 - 딥러닝(1/2)

Sepal(꽃받침) 무시, 활성함수 : Rectifier, 히든레이어 200,200 epochs 100 분류결과는 versicolor 8개, virginica 4개, <u>총 12개 Error</u>



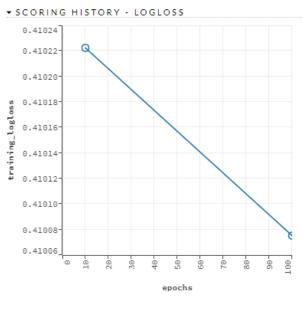
▼ TRAINING METRICS - CONFUSION MATRIX ROW LABELS: ACTUAL CLASS: COLUMN LABELS: PREDICTED CLASS

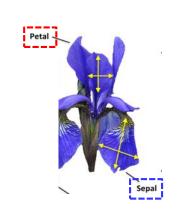
	Iris-setosa	Iris-versicolor	Iris-virginica	Error	Rate
Iris-setosa	50	0	0	Θ	0 / 50
Iris-versicolor	6	42	2	0.1600	8 / 50
Iris-virginica	0	4	46	0.0800	4 / 50
Total	56	46	48	0.0800	12 / 150



3. H2O 분석 - 딥러닝(2/2)

Sepal(꽃받침) 포함, 활성함수 : Rectifier, 히든레이어 200,200, epochs 100 virginica <u>13개 Error</u>, 딥러닝은 변수조정이 관련이 있고 D/L 부적합으로 판단...





PetalLengthCm										
PetalWidthCm	-									
SepalLengthCm	-									
SepalWidthCm	-									
	0	 2-	60	4	-D	9	7	00	6	0
			·							-

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
PetalLengthCm	1.0	1.0	0.2807
PetalWidthCm	0.9889	0.9889	0.2776
SepalLengthCm	0.7953	0.7953	0.2233
SepalWidthCm	0.7778	0.7778	0.2184

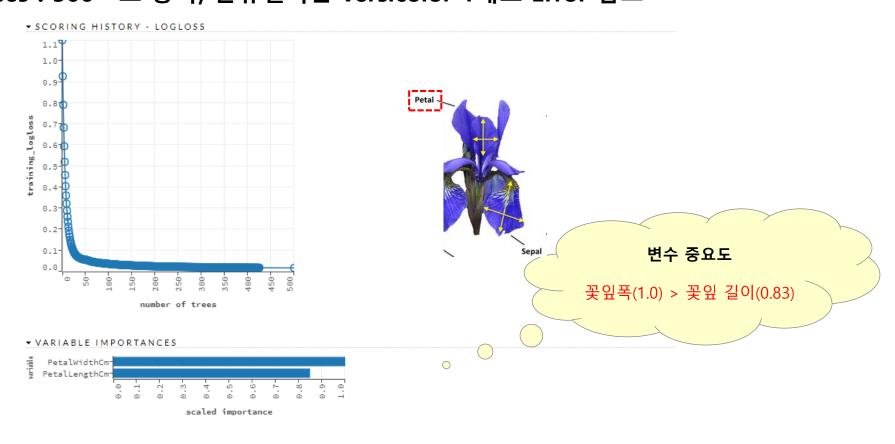
▼ TRAINING METRICS - CONFUSION MATRIX ROW LABELS: ACTUAL CLASS; COLUMN LABELS: PI

	Iris-setosa	Iris-versicolor	Iris-virginica	Error	Rate
Iris-setosa	50	0	0	0	0 / 50
Iris-versicolor	0	50	0	0	0 / 50
Iris-virginica	0	13	37	0.2600	13 / 50
Total	50	63	37	0.0867	13 / 150



3. H2O 분석 - GBM(1/2)

Sepal(꽃받침) 무시, ntrees : 500으로 증가, 분류결과는 versicolor 1개로 Error 감소~~



▼ TRAINING METRICS - CONFUSION MATRIX ROW LABELS: ACTUAL CLASS; COLUMN LABELS: P 🗲

	Iris-setosa	Iris-versicolor	Iris-virginica	Error	Rate
<u>Iris-setosa</u>	50	0	0	Θ	0 / 50
Iris-versicolor	0	49	1	0.0200	1 / 50
Iris-virginica	0	0	50	0	0 / 50
Total	50	49	51	0.0067	1 / 150



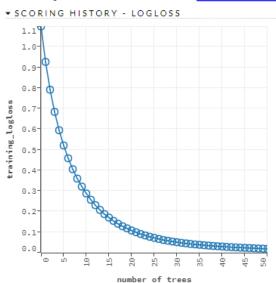
3. H2O 분석 - GBM(2/2)

▼ VARIABLE IMPORTANCES

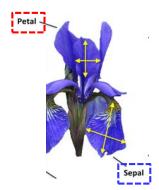
PetalLengthCm^{*} PetalWidthCm^{*} SepalWidthCm^{*} SepalLengthCm^{*}

Sepal(꽃받침) 포함 時,

ntrees : 50, 분류결과는 <u>Error 0개로 감소, Sepal 변수 포함이 결정적!</u>







▼ OUTPUT - VARIABLE IMPORTANCES

variable	relative_importance	scaled_importance	percentage
${\tt PetalLengthCm}$	227.9377	1.0	0.4960
PetalWidthCm	226.4932	0.9937	0.4928
SepalWidthCm	2.8897	0.0127	0.0063
${\tt SepalLengthCm}$	2.2480	0.0099	0.0049

* TRAINING METRICS - CONFUSION MATRIX ROW LABELS: ACTUAL CLASS: COLUMN LABELS: PREDICTED CLASS

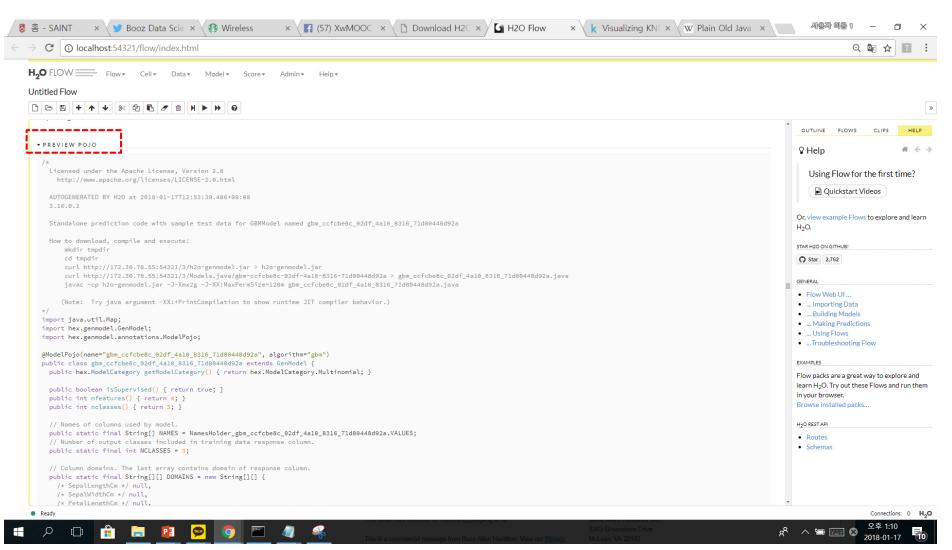
	Iris-setosa	Iris-versicolor	Iris-virginica	Error	Rate	
Iris-setosa	50	0	0	0	0 / 50	
Iris-versicolor	0	50	0	0	0 / 50	
Iris-virginica	0	0	50	0	0 / 50	
Total	50	50	50	0	0 / 150	

scaled importance



3. H2O 모델적용 - POJO 코드

생성된 Model을 POJO(Plain Old Java Object)코드 Export 기능 ☞ 회사 내부 비즈니스 Process에 POJO코드 Porting 적용 가능성!



목 차

- 1. Kaggle IRIS(붓꽃) Dataset 사례
- 2. H2o 분석
 - 딥러닝
 - **GBM(Gradient Boosting Model)**
- 3. Q&A



황 문기

산학협력교수, 혁신과 경쟁 연구센터, 서강 SSK 연구단 책임교수, 서강 머신러닝 파이넌스 클러스터

서울시 마포구 백범로 35, 서강대학교 남덕우경제관 803호 우) 04107 Mobile: 010-7685-3889 E-mail: mkhwang@sogang.ac.kr moonkihw@naver.com