EZgoingAl

https://www.youtube.com/watch?v=MShERLhFg70&t=0s

인공지능 얘기를 느긋하게 풀어나가려 합니다.

분량이 얼마나 될 지, 일정이 어떻게 될 지 정확히는 나도 모릅니다.

두 테마를 생각하는데요...

첫째 테마는 '실용'으로 세 과정으로 되었는데요,

- 1. '데이터사이언스'의 주요 내용인 예측분석을 다룹니다.
 - "An Introduction to Statiscal Learning" 을 교재로 사용합니다.
 - '데이터사이언스'는 머신러닝을 그대로 활용할 수 있는 분야입니다
 - 저자들의 목표와 같이, 이공계열을 나오지 않은 사람이 공부해 (즉, 수학을 거의 쓰지 않고) 실무에 적용할 수 있게 내용을 다룹니다.
 - Python (Scikit-learn, Numpy, Pandas, Matplotlib) 으로 실습합니다.
 - 교재에 없거나 간단히 다루어진 자동화/Pipelining, Hyperparameter tuning, Ensembling/Stacking, Regularization, Gradient Descent, 배포를 다룹니다.
 - Stochastic Process(Signal/Time series), 신경망/딥러닝은 다루지 않습니다
 - https://github.com/hyunblee/ISLR-with-Python 내용을 중심으로, 더 천천히, 넓고 깊게 실습합니다.

- 2. **기본기**: 두번째 과정은 본격적으로 인공지능/머신러닝을 할 때 필요한 기초지식를 다룹니다.
 - 선형대수학, 다변수 & matrix 미적분, 확률과 Stochastic Process, Estimation theory, Information theory를 필요한 만큼 '최소한'으로 다룹니다.
 - 대략 "Goodfellow 등..." 의 "Deep Learning" 책의 수학 내용을 포 함합니다.
 - 잘 풀고, 유도하는 것도 좋지만, 그보다는 그 식이 무엇을 말하는 것인지 를 이해하고, 또 식을 바꾸고 만드는 능력이 더 중요하기에 이 능력을 높이는 데에 중점둡니다.
 - Python SciPy에 있는 Numpy, Pandas, Matplotlib, Sympy 라이브러리를 이용해 data munging과 시각화를 익힙니다. 한 번 충실히 익혀도 또 까먹습니다. 그래도 다시 볼 때면 처음보다 훨씬 낫습니다. 이 것들에 익숙해져야 데이터사이언스 실무가 편해지고, 나중에 딥러닝할 때에도 편합니다.
 - 앞의 선형대수학, 다변수 & matrix 미적분, 확률과 Stochastic Process, Information 등 에서 배운 내용을 SciPy 라이브러리들을 이용해 풀고 simulation하며 체험토록 해 그 내용들을 뇌리에 깊이 담읍시다.

3. Neural Network와 Deep Learning

- Linear 방법을 쓰는 모델이나 Tree, SVM들을 많이 사용한다 한들사람 레벨의 학습/인지 과정을 만들 수 있을까요?
- 신경망의 한 neuron이 하는 일은 단순하지만, Hierarchical, Recurrent, Subsumption/Composition 으로 임의로 복잡한 구조를 만들 수 있죠. 여기에 다양한 non-linearity를 입힐 수 있어 생각할 수 있는 모든 일을 할 수 있도록 만들 수 있습니다 (이론으로는요).
- 이런 확신(?)을 바탕으로 NN을 기초부터 느긋하게 알아봐요.
- BackProp의 유도, forward, backward 과정, Neuron을 죽이고, 학습된 것을 가져다 다른 목적에 쓰고, 그런 여러 동작을 개념/수학 /implementation 모든 관점에서 확실히 익힙시다.
- ConvNet과 RNN을 Tensorflow로 실습
- Reinforcement Learning?

둘째 테마는 '실용을 넘어서'로 역시 세 과정으로 되었는데요, 우리의 인식, 인지작용, 감정, 의식은 어떻게 생기는지? 왜 있는지? 두뇌는 왜 생겼는지? 두뇌 작용에 원리나 원칙이 있다면? 우리 두뇌의 제약은? 두뇌를 처음부터 새롭게 만든다면?

- 첫째 과정은 Neuroscience를 중심으로 "일반적 인지 시스템"
 인 두뇌에 대한 얘기입니다.
- 둘째 과정은 인지작용, 의식을 심리학, 인지과학, 철학에서는 어떻게 생각하나를 다룹니다.
- 사람은 generalist입니다. "기지귀를 갈고, 전쟁을 계획하고, 시를 쓰고, 건물을 짓고, 방정식을 풀고, 맛있는 음식을 만들기 도 한다. **Specialization은 곤충이나 하는 것** (R. Heinlein)" 셋째 과정에서는 Artificial General Intelligence (Strong AI)에 대해 얘기합시다.
- 모델을 만들어 봅시다.

인공지능, 머신러닝, 빅데이터, 데이터 사이언스

인공지능



Building intelligent machine

- Reasoning, problem solving
- Knowledge representation
- Planning
- Learning
- Natural language processing
- Perception
- Motion and manipulation
- Social intelligence
- Creativity
- General intelligence

- Wiki

이 정도는 되고 있죠





https://ko.wikipedia.org/wiki/인공지능

: 인공지능은? (위키)

http://ai.stanford.edu/~nilsson/QAI/qai.pdf

: 인공지능의 발자취

Steps Toward Artificial Intelligence (M. Minsky)

: Search, Pattern-Recognition, Learning, Planning, and Induction

http://aima.cs.berkeley.edu/index.html

: Artificial Intelligence: A Modern Approach

Machine Learning (기계학습)

인공 지능의 한 분야로, 컴퓨터가 학습할 수 있도록 하는 알고리즘과 기술을 개발하는 분야를 말한다 (https://ko.wikipedia.org/wiki/기계_학습)

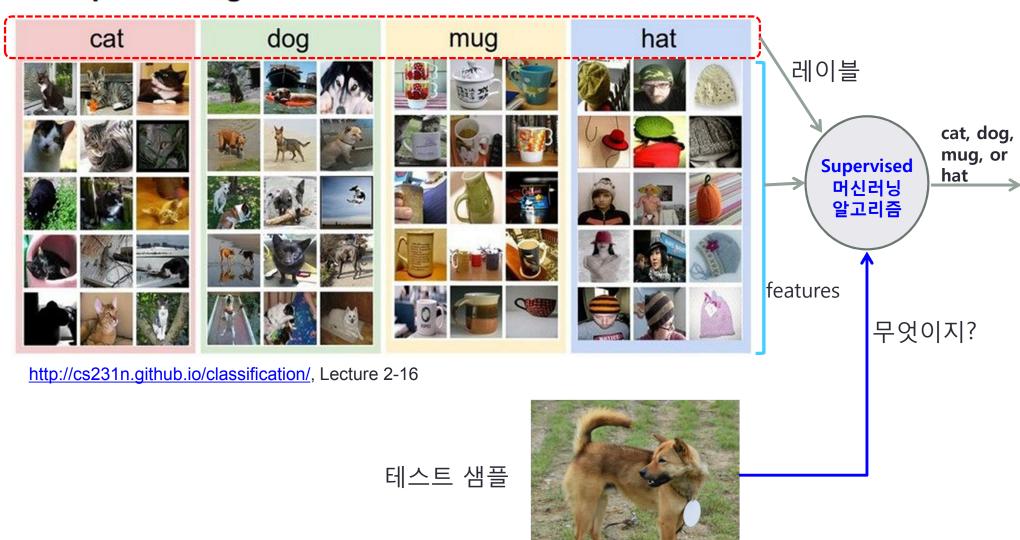
"A computer program is said to **learn** from experience *E* with respect to some class of tasks *T* and performance measure *P*, if its performance at tasks in *T*, as measured by *P*, improves with experience *E*."

(Build computer agents that automatically improve with experience)

- Tom Mitchell (1997, Machine Learning)

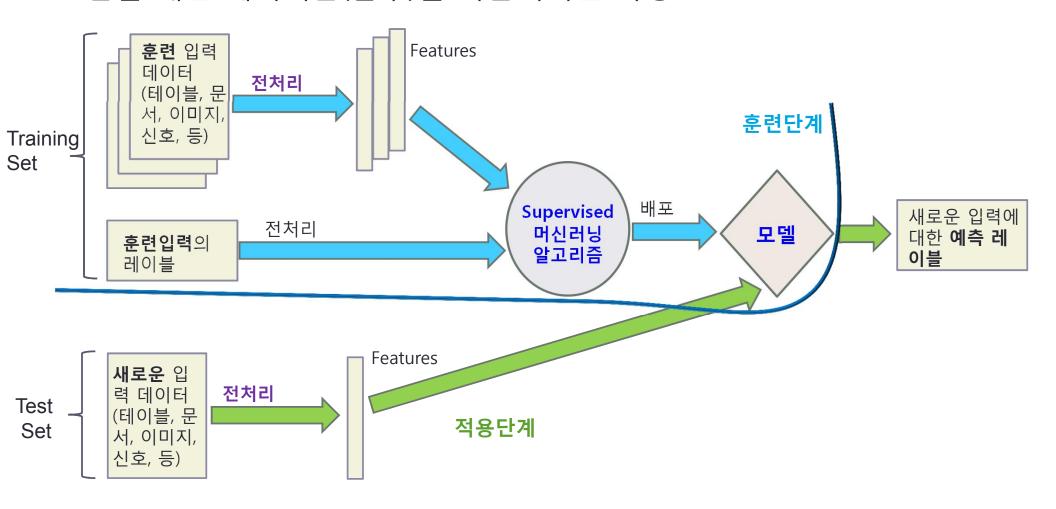
Machine Learning – Supervised Learning

Example training set



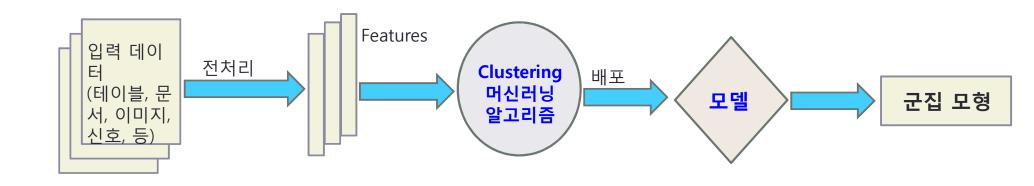
Machine Learning – Supervised Learning

레이블(원하는 결과)과 질문(입력 데이터)이 함께 있는 훈련(연습)데이터를 이용해 머신러닝 알고리즘이 입력이 주어지면 레이블 답을 내는 메커니즘(함수)을 학습시키는 과정

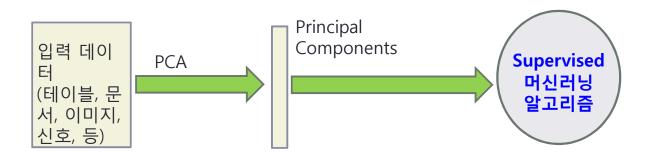


Machine Learning – Unsupervised Learning

레이블이 없는 데이터에서 데이터가 지니고 있는 특성을 분석해 군집화를 하거나 또는 요약(summarize)하는 방법 등...



- 입력을 PCA로 전처리하여 Supervised Learning에 적용



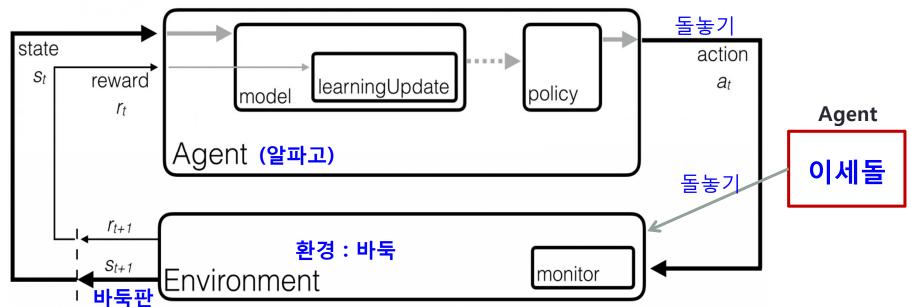
Machine Learning – Reinforcement Learning

환경내에 있는 에이전트가 어떤 행동을 해야 미래에 최고로 보상(reward)을 받는가를 학습

자연계의 생물이 늘 하는 것. (어떻게 해야 나에게 유리할까?)

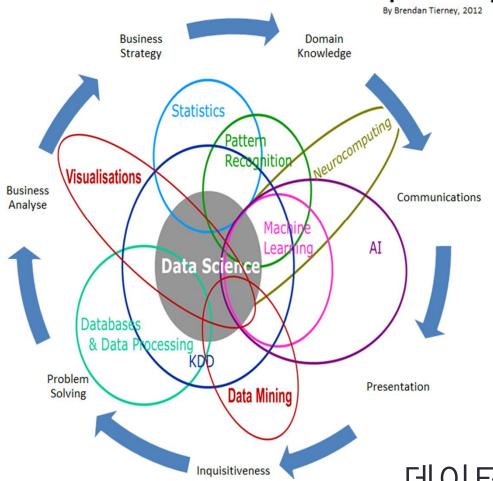
지금 내가 하는 행동이 향후 어떤 보상(손해)를 가져올까? 그 것을 언제쯤 알 수 있을까? 그 신호가 정확할까? 지금까지, 또 앞으로 있을 많은 행동중에 과연 어떤 것이 영향을 더 끼쳤을까?

알파고: 내가 어떻게 해야 이길 수 있을까? 내가 몰리고 있는데 나의 어떤 수가 문제였을까? * 녹음에서 'reward'를 설명할 때 'policy' 부분을 섞는 오류를 했습니다. 감안해들으세요.



데이터 사이언스

Data Science Is Multidisciplinary



데이터사이언스 – sexy rebranding of statistics?

예측분석 (Predictive Analytics)

Predictive analytics encompasses a variety of statistical techniques from modeling, machine learning, and data mining that analyze current and historical facts to make predictions about future, or otherwise unknown, events.

• 데이터 사이언티스트가 많이 하는 일

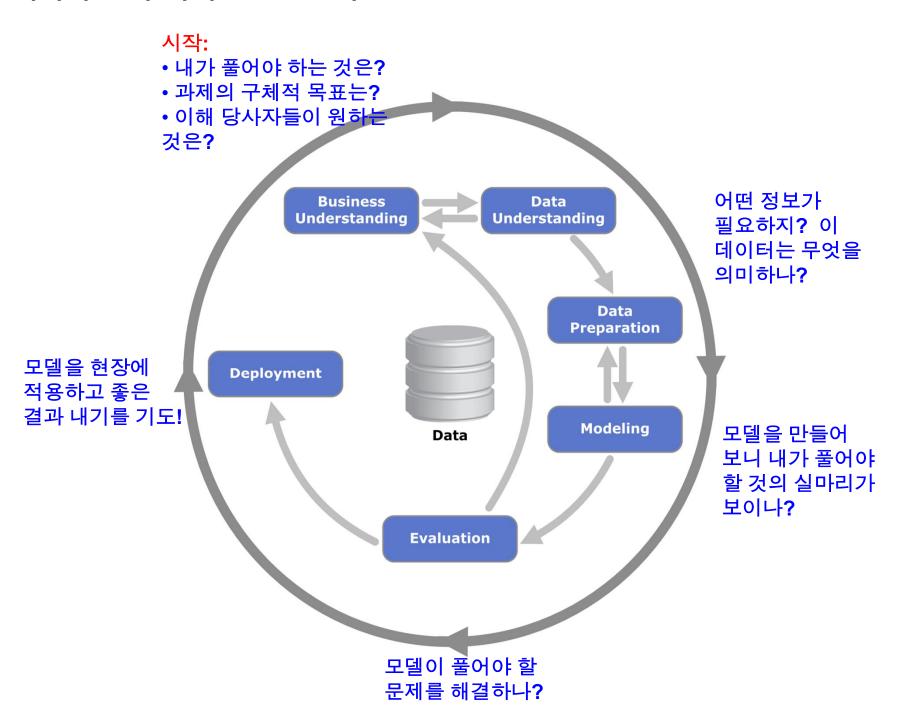


머신러닝, 데이터사이언스, 예측분석, 그 말이 그 말 같고 헷갈리는데...

- → 인공지능/머신러닝은 자동·자율적으로 동작하는 지 능적 에이젼트을 만들어 그 것이 인식-판단-행동토 록 하여 상황을 의도한대로 만듬이 목표
- → 데이터사이언스는 (사람이) 데이터를 잘 분석해 (What's the goal/question?, Get the data, Explore the data, Model the data, Make sense of the model, Communicate the results) 그 결과를 주로 (사람)에게 제공

R or Python?

데이터 분석/사이언스 프로세스: CRISP-DM



데이터 분석과제의 이해당사자

이해 당사자	역할
프로젝트 스폰서	프로젝트 발주, 비즈니스적 효용 대변, 과 제 결과에 책임
고객	사용자적 효용 대변, 도메인 지식을 갖추 고 있음
데이터 사이언티스트	데이터분석과제의 아키텍트, 분석과제의 실행, 다른 이해당사자들과 소통, 이해관 계 중재
데이터 엔지니어	데이터 사이언티스트와 협조하여 데이터 수집, 저장, 관리
운용 부서	과제 결과를 배치/배포, 데이터 분석 인프 라 관리

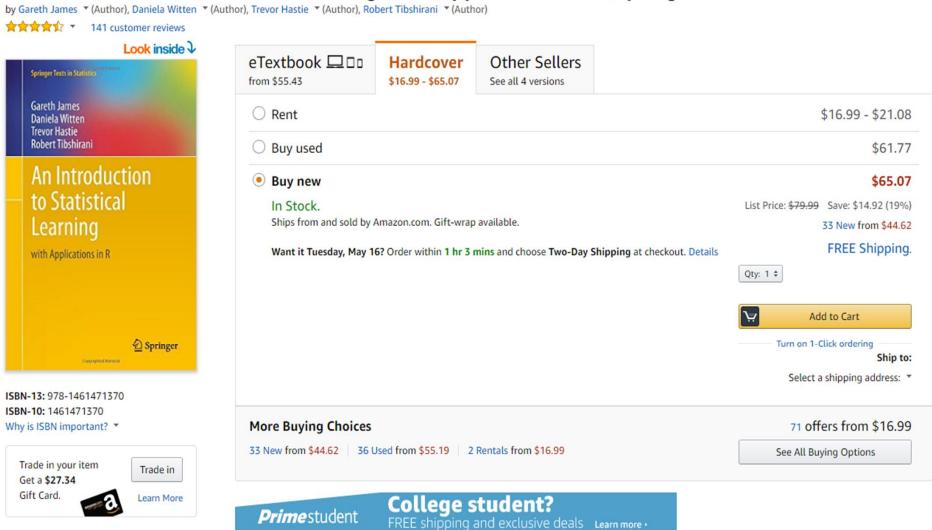
- 모든 이해당사자들의 의견이 중요. 그 중에도 프로젝트 스폰서가 제일
- 목표치 설정과 기대치 관리가 프로젝트 성공에 매우 중요

기대치 설정 & 관리

- 데이터 예측 분석이 "요술방망이"가 아님을 전달
- 데이터 사이언티스트가 현업보다 현업에 대한 통찰이 (정상적인 경우) 더 클 수가 없음을 전달
- 구체적, 검증가능한 목표를 잡는다. But, 여러 이유로 이 것이 불가능하면?
- 빅데이터에도 "Garbage In, Garbage Out"
- "투자한 만큼 결과를 얻는다"? 모든 IT 분야 중 데이터분석 과제만큼 이 문구가 많이 틀리는 경우가 없음을 전달
- 말이 안되면 "빠져나오기"를 준비. 없던 정보가 갑자기 생기는 경우도, 데이터가 스스로 똑똑해지는 경우도 없고, 데이터 분석 과제가 의지 싸움이 아님을 기억한다
- Good Luck

교재

An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R (Springer Texts in Statistics) 1st ed. 2013,



교재 (ISLR) 사이트

http://www-bcf.usc.edu/~gareth/ISL/

ISLR 강의 by Hastie & Tibshirani

https://www.youtube.com/playlist?list=PLwyWqcwXkazRpdF7AUD b4GK3Nn8f9jUoK

Elements of Statistical Learning (참고)

- https://statweb.stanford.edu/~tibs/ElemStatLearn/ : 사이트
- <u>https://statweb.stanford.edu/~tibs/ElemStatLearn/printings/ESLII_print10.p</u> <u>df</u> : 책

Web Resources

● Analytics/데이터사이언스

- www.kdnuggets.com
- www.datasciencecentral.com
- www.webscience.org
- <u>www.dmoz.org/Computers/Software/Databases/Data Mining</u>
- www.kaggle.com
- www.kdnuggets.com/courses/index.html & www.kdnuggets.com/education/online.html
- en.wikibooks.org/wiki/Data Science: An Introduction
- <u>www.coursera.org/category/stats</u> & <u>www.coursera.org/category/cs-ai</u>
- http://videolectures.net/Top/Computer Science/Machine Learning/#

Python Resources

- https://docs.python.org/3/
- https://wikidocs.net/5
- http://m.blog.naver.com/koromoon/220578871433
- http://www.kdnuggets.com/2016/04/datacamp-learning-python-data-analysis-data-science.html
- http://do1.dr-chuck.com/pythonlearn/EN_us/pythonlearn.pdf
- https://www.continuum.io/downloads
- http://pandas.pydata.org/
- http://scikit-learn.org/stable/
- https://github.com/rasbt/python-machine-learning-book/blob/master/docs/references.md

Python Data Munging

- http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/index.html : Pandas Documentation (Tutorial 부터)
- http://cs231n.github.io/python-numpy-tutorial/ : Numpy 소개
- http://docs.scipy.org/doc/numpy : Numpy Documentation
- http://www.engr.ucsb.edu/~shell/che210d/numpy.pdf : 짧은 Numpy and Scipy 소개
- http://nbviewer.jupyter.org/github/jrjohansson/scientific-python-lectures/blob/master/Lecture-4-Matplotlib.ipynb: Matplotlib 소개
- https://www.datacamp.com/community/tutorials/tutorial-jupyter-notebook#gs.aOOhcyo : Jupyter Notebook
- http://www.cin.ufpe.br/~embat/Python%20for%20Data%20Analysis.pdf : Wes McKinney 책
- https://github.com/wesm/pydata-book : Materials and IPython notebooks for "Python for Data Analysis" by Wes McKinney
- http://www.cs.tufts.edu/comp/150VAN/demos/DataWrangling.pdf: Pandas Quick reference
- http://www.webpages.uidaho.edu/~stevel/504/Pandas%20DataFrame%20Notes.pdf: Pandas Notes

Training sample: A training sample is a data point *x* in an available training set that we use for tackling a predictive modeling task. For example, if we are interested in classifying emails, one email in our dataset would be one training sample. Sometimes, people also use the synonymous terms *training instance* or *training example*.

Target function: In predictive modeling, we are typically interested in modeling a particular process; we want to learn or approximate a particular function that, for example, let's us distinguish spam from non-spam email. The *target function* f(x) = y is the true function f that we want to model.

Hypothesis: A hypothesis is a certain function that we believe (or hope) is similar to the true function, the *target function* that we want to model. In context of email spam classification, it would be the *rule* we came up with that allows us to separate spam from non-spam emails.

Model: In machine learning field, the terms *hypothesis* and *model* are often used interchangeably. In other sciences, they can have different meanings, i.e., the hypothesis would be the "educated guess" by the scientist, and the *model* would be the manifestation of this *guess* that can be used to test the hypothesis.

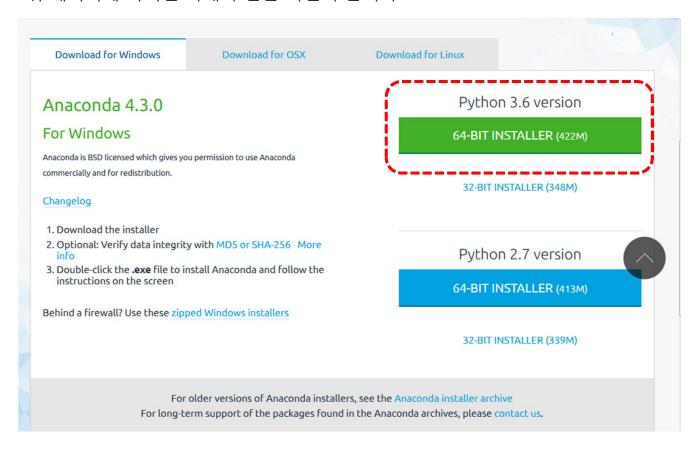
Learning algorithm: Again, our goal is to find or approximate the *target function*, and the learning algorithm is a set of instructions that tries to *model* the target function using our training dataset. A learning algorithm comes with a *hypothesis space*, the set of possible hypotheses it can come up with in order to model the unknown target function by formulating the *final hypothesis*

Classifier: A classifier is a special case of a hypothesis (nowadays, often learned by a machine learning algorithm). A classifier is a hypothesis or discrete-valued function that is used to assign (categorical) class labels to particular data points. In the email classification example, this classifier could be a hypothesis for labeling emails as spam or non-spam. However, a hypothesis must not necessarily be synonymous to a classifier. In a different application, our hypothesis could be a function for mapping study time and educational backgrounds of students to their future SAT scores.

파이썬 실습 환경 갖추기

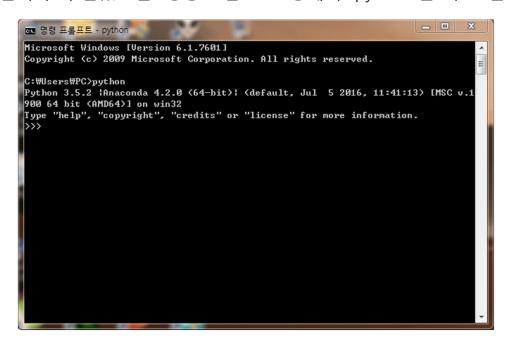
우린 파이썬 실습에 파이썬 **아나콘다(Anaconda)**를 사용할 것입니다. **아나콘다**는 기본 파이썬외에 여러 유용한 라이브러리를 포함한 번들 배포판입니다. 윈도우에서 설치는 매우 쉽습니다. (파이썬, 아나콘다 다 뱀 종류죠)

- 1. https://www.continuum.io/downloads 로 갑니다.
- 2. 위 페이지에 가시면 아래와 같은 화면이 뜹니다.



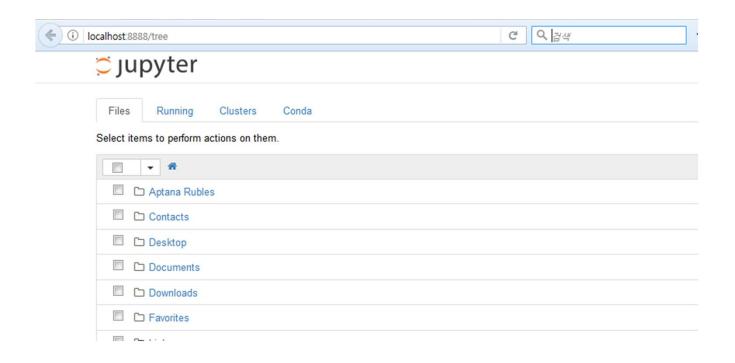
3. 위 붉은 점선안의 아나콘다 설치 프로그램을 다운 받습니다. 윈도우용 64-bit 설치판입니다. (애플이나 리눅스를 사용하시는 분은 해당 페이지로 가셔서 설치 프로그램을 다운 받으시고 설명에 따라 설치하십시오)

- 4. "Anaconda3-xxx.exe" 같이 Anaconda로 시작하는 **.exe** 파일을 다운 받게 되실 것입니다. 다운받는데 시간이 꽤 걸릴 때도 있습니다.
- 5. 다운 받은 .exe 파일을 더블 클릭해 실행시키면 설치가 시작됩니다. 기본 옵션으로 설치하시면 됩니다.
- 6. 설치가 다 끝났으면 "명령 프롬프트" 창에서 "python"을 치고 '엔터'해 보세요.



위와 같은 창이 뜨면 잘 설치된 것입니다. 이 창은 파이썬 콘솔 창입니다. 여기서 파이썬 프로그램을 짤 수 있습니다. 창에서 2 + 3 을 치고 엔터. 5가 뜨죠. 여러분이 막 파이썬을 쓰신 것입니다. exit()을 치고 '엔터'해 보세요. 파이썬 콘솔 창에서 나가게 될 것입니다.

7. "명령 프롬프트" 창에서 "jupyter notebook" 을 치고 엔터해 보세요. 이상한 웹페이지가 웹브라우져에 뜰 것입니다. 대략 아래와 같은 모양일 것입니다.



이 건 "주피터 노트북" 이라고 하는 파이썬 개발(실습) 환경입니다. 우리가 사용할 파이썬 실습환경이죠. 앞으로는 "주피터 노트북" 환경을 그냥 "노트북"이라 할 께요.

웹브라우져에 뜬 노트북을 그냥 보시기만 하시고, 지금은 이것 저것 막 누르시려는 충동을 조금만 참아 주세요. (누르셔도 뭐 크게 잘 못 되는 것 없지만요. 잘 못 되면 책임 안집니다...). 강의할 때 노트북 쓰는 법을 알려드릴께 요. 일단은 노트북 페이지를 그냥 닫으세요.

마음 급하신 분은 검색창에서 "주피터 노트북" 또는 "jupyter notebook" 으로 검색하면 많은 링크들이 보일 텐데 그 중에서 사용법을 따라 가 보는 것도 좋습니다.

지금은 여기까지...

웰컴 투 파이썬