

Lecture3 : Word Window Classification, Neural Networks, and Matrix Calculus

Lecture Plan

- Course information update
- Classification review/introduction
- Neural networks introduction
- Named Entity Recognition
- Binary tree vs. corrupted word window classification
- Matrix calculus introduction

1. Course information update

Course information update

2. Classification setup and notation

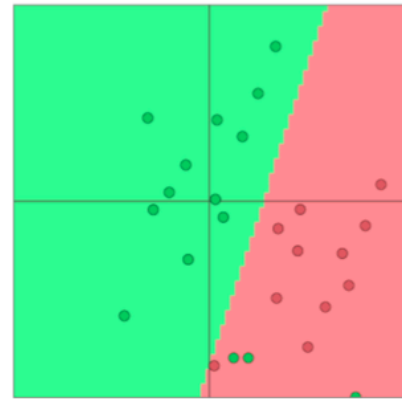
- Generally we have a **training dataset** consisting of **samples**

$$\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$$

- x_i are **inputs**, e.g. words (indices or vectors!), sentences, documents, etc.
 - Dimension d
 - y_i are **labels** (one of C classes) we try to predict, for example:
 - classes: sentiment, named entities, buy/sell decision
 - other words
 - later: multi-word sequences
- 위와 같이 생긴 데이터를 Machine Learning/Deep Learning을 통해 학습시킨다.
 - x_i 는 inputs (words, sentences, documents)을 의미하고 d 차원이다.
 - y_i 는 labels 이고 우리가 예측하려고 하는 것이다.
 - 여기서 label 은 sentiment, named entities, buy/sell decision등이 될 수 있다.

Classification intuition

- Training data: $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$
- Simple illustration case:
 - Fixed 2D word vectors to classify
 - Using softmax/logistic regression
 - Linear decision boundary



Visualizations with ConvNetJS by Karpathy!
<http://cs.stanford.edu/people/karpathy/convnetjs/demo/classify2d.html>

- **Traditional ML/Stats approach:** assume x_i are fixed, train (i.e., set) softmax/logistic regression weights $W \in \mathbb{R}^{C \times d}$ to determine a decision boundary (hyperplane) as in the picture

- **Method:** For each x , predict:

$$p(y|x) = \frac{\exp(W_y \cdot x)}{\sum_{c=1}^C \exp(W_c \cdot x)}$$

8

- $p(y|x)$ 는 input이 주어졌을 때, output이 나올 확률이다.
- 전통적인 기법으로 softmax/logistic regression을 사용할 수 있다.
- Linear하게 선을 그어 classification하는 방법이다.

4. Named Entity Recognition (NER)

NER 의 목적

- 문서의 특정 항목에 대한 언급 추적
- 질문 답변의 경우 답변은 일반적으로 이름이 지정된 항목이다.
- 얻고자하는 많은 정보들은 지정된 이름과 연관이 있다.
- 동일한 테크닉들이 다른 slot-filling classification(????)으로 확장 될 수 있다.

NER 이 Hard한 기술인 이유

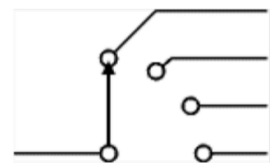
- entity를 찾기가 어렵다.
- 특정단어가 이름인지 지명인지 알기가 어렵다.
- entity는 애매모호하고 context에 따라 달라진다.
 - context에 따라 사람일 수도있고 특정 사물의 이름일 수도있고,,, 애매,,,하다.

The max-margin loss

- Idea for training objective: Make true window's score larger and corrupt window's score lower (until they're good enough)
- s = score(museums in Paris are amazing)
- s_c = score(Not all museums in Paris)
- Minimize

$$J = \max(0, 1 - s + s_c)$$

- This is not differentiable but it is continuous \rightarrow we can use SGD.



Each option
is continuous

36

- s 는 high score
- s_c 는 corrupt할 것 근데 저 window 자체를 s 와 s_c 로 두는건가?
- 일단 저 score(x)를 어떻게 구하는거징
- 일단 차이 1까지 즉, 일정한 변량 까지의 loss J는 괜찮다는의미,,,?
-