

# Deep Learning Work Shop

SmartConnected.World 2018

실습 관련 참고사항

JunWoo Kwon

## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

- Data path

작업 경로

input

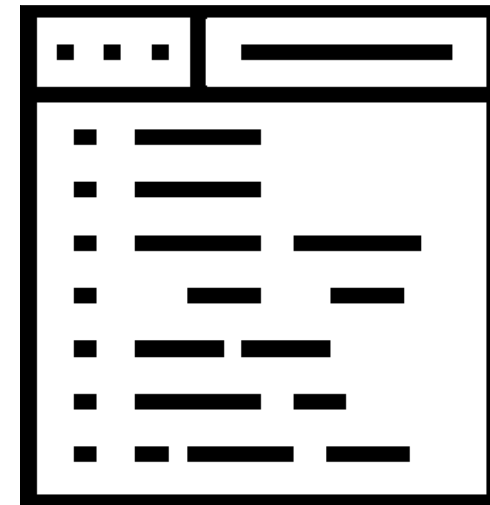
train-jpeg

test-jpeg

test-jpeg-additional

train\_v2.csv

동작 코드



## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

- Source path

작업 경로

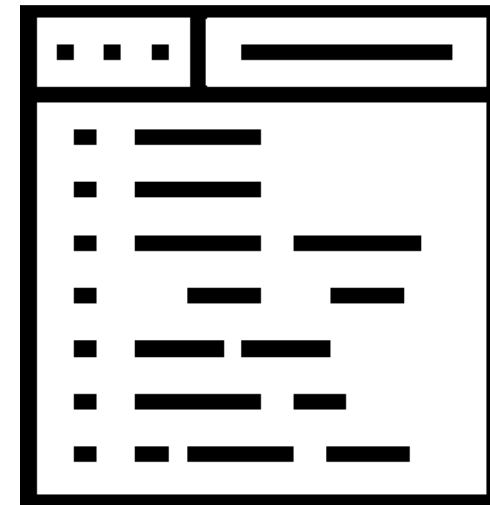
src

data\_helper.py

vgg16.py

vgg16\_tf.py

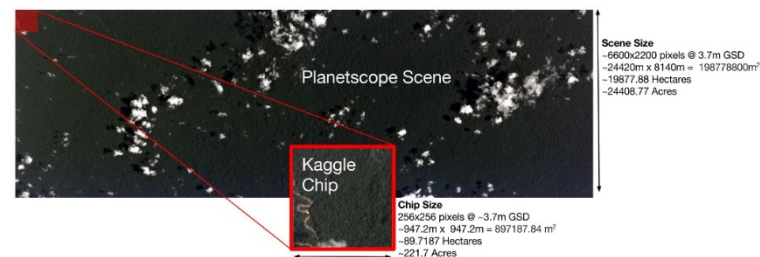
동작 코드



## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

### 1. Planet: Understanding the Amazon from Space Competition이란?

- 아마존 지역의 위성 사진에서 불법 채굴의 흔적을 탐색
  - 구름, 안개, 열대우림, 거주지, 농업, 불법 채굴 현장 등을 분류



▲ Input image(chip) spec

◀ Region of Amazon

▼ Sample of labels



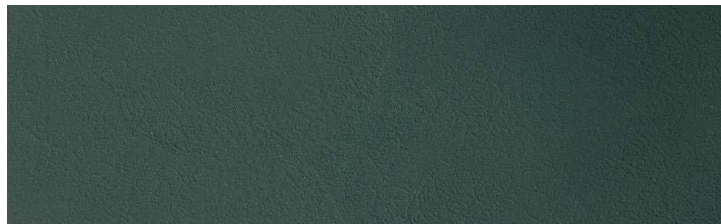
## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

### 1. Planet: Understanding the Amazon from Space Competition이란?

- 예시



흐린 날씨, Cloudy Scene



열대 우림, Primary Rain Forest



구름 낀 날씨, Partly Cloudy Scene



물 (강 & 호수), Water (Rivers & Lakes)



안개 낀 날씨, Hazy Scene



황무지, Bare Ground

## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

### 1. Planet: Understanding the Amazon from Space Competition이란?

- 예시



거주지, Habitation



농경지, Agriculture



합법 채굴, Conventional Mining



불법 채굴, Artisinal Mining

## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

### 1. Planet: Understanding the Amazon from Space Competition이란?

- Target Labels

index	labels	index	labels	index	labels	Index	labels
1	agriculture	6	clear	11	haze	16	slash_burn
2	artisinal_mine	7	cloudy	12	partly_cloudy	17	water
3	bare_ground	8	conventional_mine	13	primary		
4	blooming	9	cultivation	14	road		
5	blow_down	10	habitation	15	selective_logging		



## Session 3. CNN을 활용한 문제 해결 part.01 이미지 전처리

### 1. Planet: Understanding the Amazon from Space Competition이란?

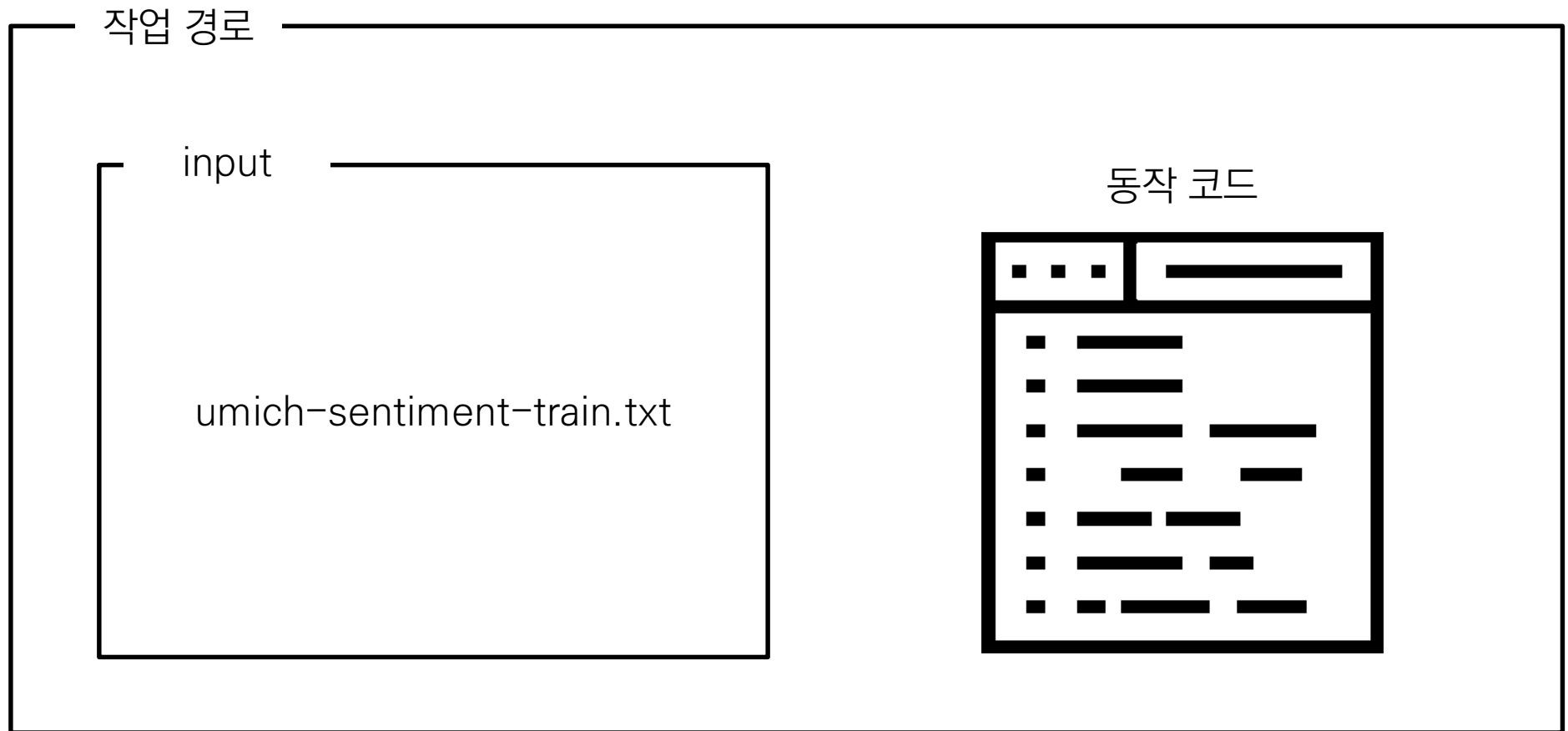
- Output 예시





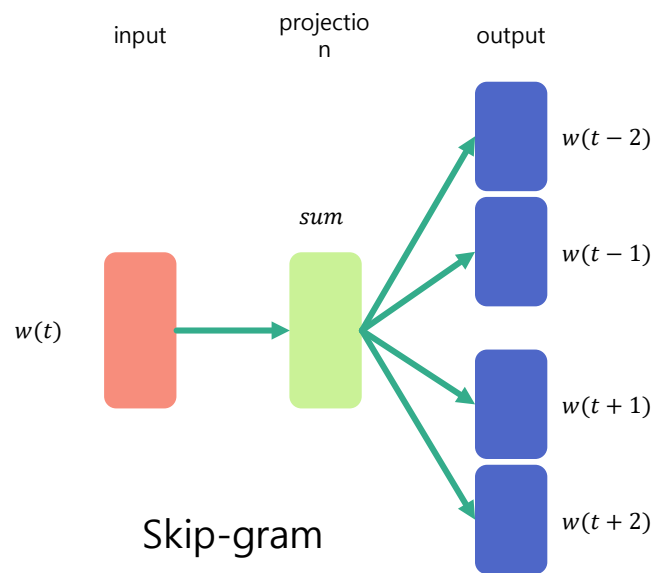
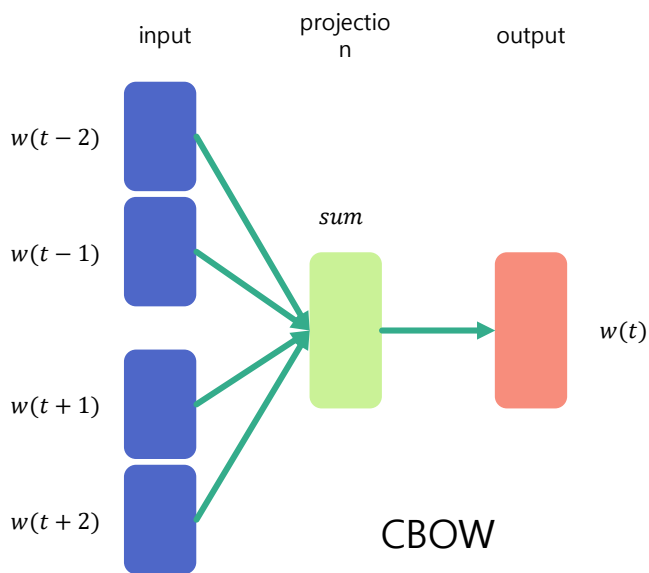
## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- Data path



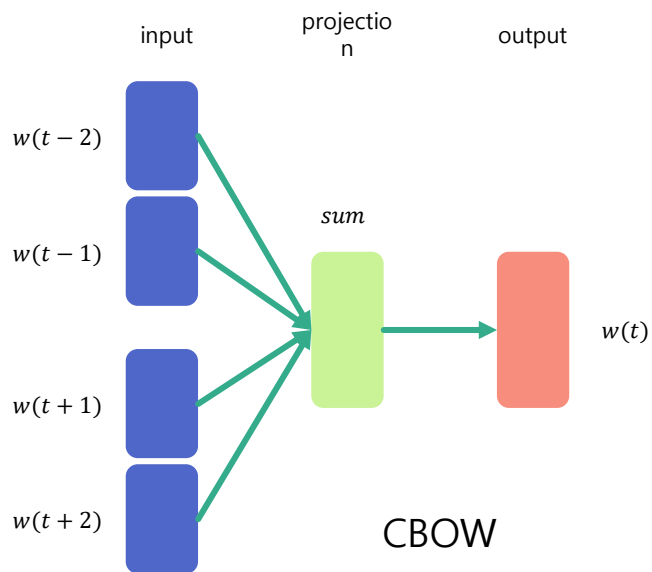
## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 단어의 언어적 의미를 벡터공간에 표시하는 2 layer NeuralNet
- CBOW 또는 Skip Grams으로 구성 가능



## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

### • CBOW

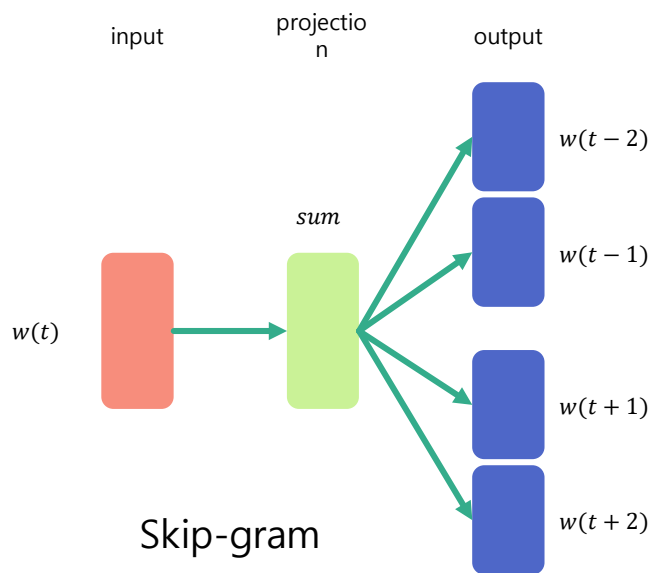


- 주어진 여러 단어 (예. 문장)에서 빈 하나의 단어를 추정하는데 적합한 모델

- one-hot encoding된 단어들  $N$ 개와 weights( $D$ 차원)의 projection을 수행 ( $D$ 는 사용할 벡터의 차원)
- projection layer에서 얻은 벡터들의 평균을 output layer에 전달
- 2의 결과에 weights( $V$ 차원)을 곱해서 softmax를 통해 유사 확률을 계산 ( $V$ 는 사전의 크기)
- 진짜 단어의 one-hot encoding과 비교해 error 산출

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- Skip gram

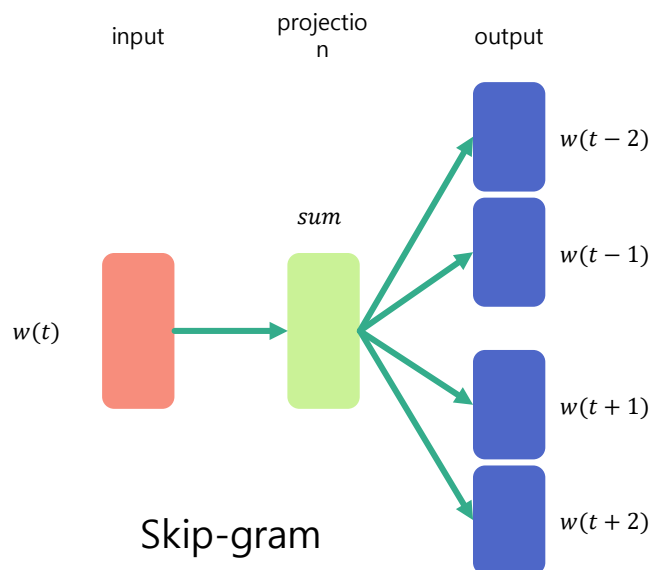
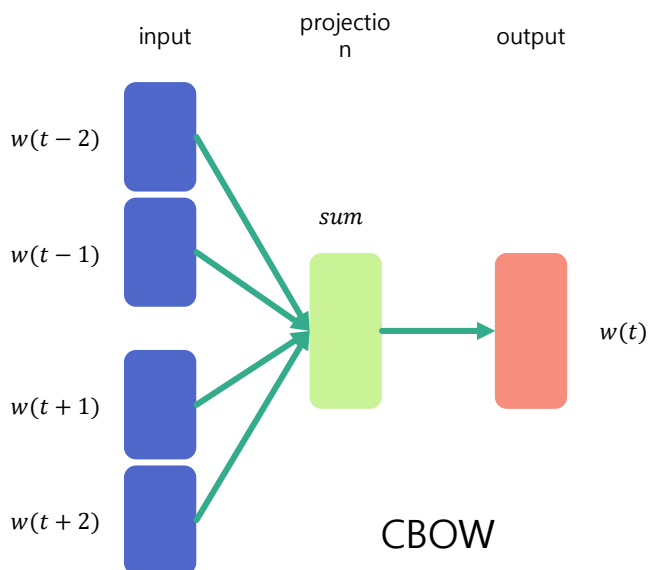


- 주어진 한 단어에서 주변 단어들을 추정하는데 적합한 모델

1. one-hot encoding된 단어 1개와 weights(D차원)의 projection을 수행 (D는 사용할 벡터의 차원)
2. projection layer에서 얻은 벡터들의 평균을 output layer에 전달
3. 2의 결과에 weights(V차원)을 곱해서 softmax를 통해 유사 확률을 계산 (V는 사전의 크기) 또는 Negative sampling 사용
4. 진짜 단어의 one-hot encoding과 비교해 error 산출

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- CBOW가 Skip Grams보다 빠르지만 드문 단어들은 skip gram이 더 잘 처리



## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 complexity를 감소

Model		Complexity	
Feedforward NNLM		$N \times D + N \times D \times H + H \times V$	
RNNLM		$H \times H + H \times V$	
CBOW		$N \times D + D \times \log_2 V$	
Skip-gram		$C \times (D + D \times \log_2 V)$	
Symbol	Meaning	Symbol	Meaning
$N$	단어 수	$V$	사전의 크기
$D$	Projection layer 차원	$C$	최대 단어 사이 거리
$H$	Hidden layer 크기		



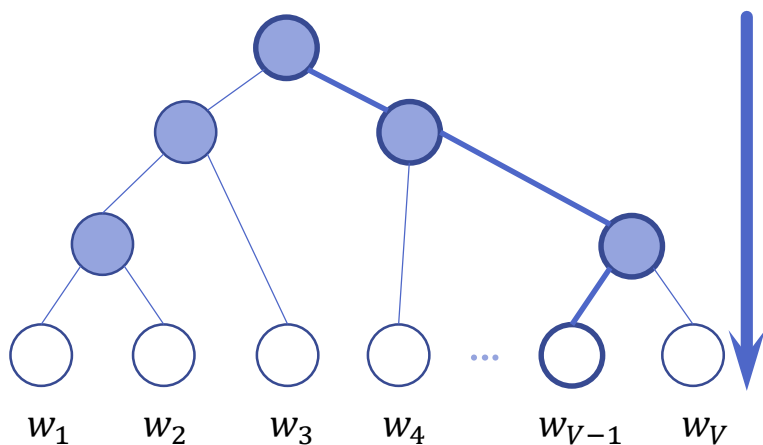
## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 complexity를 감소

Model		Complexity	
Feedforward NNLM		$N \times D + N \times D \times H + H \times V = 250 \times 10^{12}$	
RNNLM		$H \times H + H \times V = 500 \times 10^9$	
CBOW		$N \times D + D \times \log_2 V = 14210$	
Skip-gram		$C \times (D + D \times \log_2 V) = 97103$	
Symbol	Meaning	Symbol	Meaning
$N$	10	$V$	100,000,000
$D$	500	$C$	10
$H$	500		

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 complexity를 감소
  - Hierarchical Softmax



- softmax의 출력을 root에서 leaves 방향으로 가면서 확률을 곱해가는 방식으로 계산
- binary tree의 root – leaf까지 평균 거리는  $\log_2 V$
- Huffman Tree를 사용해 복잡도 감소

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 complexity를 감소
  - Negative Sampling

softmax에서 계산할 때 모든 단어가 아니라 일부만 sampling하여 계산 후 normalization을 수행

positive sample: 반드시 계산되어야 하는 target으로 사용하는 단어

negative sample: positive sample을 제외한 나머지 단어들에 대한 sample

negative sampling은 data에 따라 실험적으로 결정

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 정확도 향상
  - 모델 별 정확도 비교

Model Architecture	Semantic Accuracy	Syntactic Accuracy	MSR Word Relatedness Test set
RNNLM	9	36	35
NNLM	23	53	47
CBOW	24	64	61
Skip-gram	55	59	56

## Session 6. RNN을 활용한 문제 해결, 감성 분석 – Word2Vec에 대해

- 기존 Neural Net 기반 언어 모델보다 정확도 향상
  - 모델 별 연산력 비교

Model	Vector Dimensionality	Training words	Accuracy %			Training Time <i>days × CPU cores</i>
			Semantic	Syntactic	Total	
NNLM	100	6B	34.2	64.5	50.8	14 × 180
CBOW	1000	6B	57.3	68.9	63.7	2 × 140
Skip-gram	1000	6B	66.1	65.1	65.6	2.5 × 125