

Chap03 - Word2Vec

3.1 추론 기반 기법과 신경망

3.1.1 통계 기반 기법의 문제점

통계 기반 기법에서는 주변 단어의 빈도를 기반으로 단어를 표현했다. 단어의 Co-occurrence Matrix를 만들고, 그 행렬에 SVD를 적용하여 밀집벡터(단어의 분산표현)을 구했다. 하지만 이런 방식은 대규모 말뭉치(corpus)를 다룰 때 문제가 발생한다.

통계 기반 기법은 말뭉치 전체의 통계(동시발생 행렬과 PPMI 등)를 이용해 **단 1회의 처리**(SVD 등)만에 단어의 분산 표현을 얻는다. 하지만 신경망을 이용한 **추론 기법**에서는 미니 배치(학습 데이터의 일부)를 이용해 학습한다.

이처럼 신경망은 미니 배치(mini-batch)로 학습하기 때문에 대규모의 말뭉치에서도 학습시킬 수 있다.

3.1.2 추론 기반 기법 개요

추론 기법에서의 추론이란 주변 단어(맥락, context)가 주어졌을 때 "?"에 어떤 단어가 들어가는지 추측하는 것을 말한다.

You ? goodbye and I say hello.

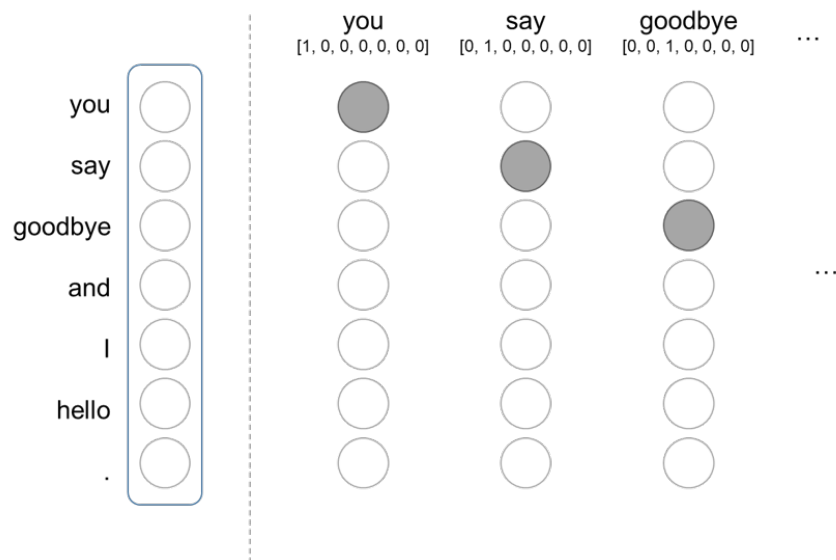
이러한 추론 문제를 반복해서 풀면서 단어의 출현 패턴을 학습한다. 모델은 맥락(context) 정보를 입력받아 각 단어의 출현 확률을 출력한다. '모델 관점'에서 보면 다음과 같다.



3.1.3 신경망에서의 단어 처리

신경망의 입력층에서의 뉴런 수를 **고정**하기 위해 단어를 일정 길이를 갖는 **고정 길이 벡터**로 변환 해준다. 이때 사용하는 대표적인 방법이 **원핫 벡터**(one-hot vector)다.

단어(텍스트)	단어 ID	one-hot vector
you	0	[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
goodbye	2	[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0]



위와 같이 원-핫 벡터로 나타낸 단어 벡터를 신경망의 입력으로 주입하고 완전연결계층(FC layer)를 통해 원-핫 벡터로 표현된 단어를 밀집 벡터로 변환해줄 수 있다.



In [1]: `import numpy as np`

```
c = np.array([[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]]) # 입력 (one-hot)
W = np.random.randn(7, 3) # 가중치 (랜덤한 값), Word vector
h = np.matmul(c, W) # 은닉층 노드
print(h)
```

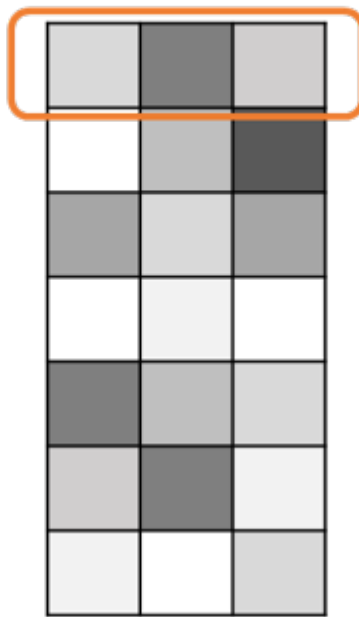
```
[[ 1.08641249 -0.82780485 -0.29980432]]
```

위의 코드에서 c 는 원-핫 표현이며 단어 ID에 대응하는 원소만 1이고 그 외에는 0인 벡터다. 따라서, c 와 W 의 행렬 곱은 가중치(W)의 행벡터 하나를 뽑아낸 것과 같다.

you

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

.



C

W

=

h

In [4]: `import sys`
`sys.path.append('..')`
`import numpy as np`
`from common.layers import MatMul`

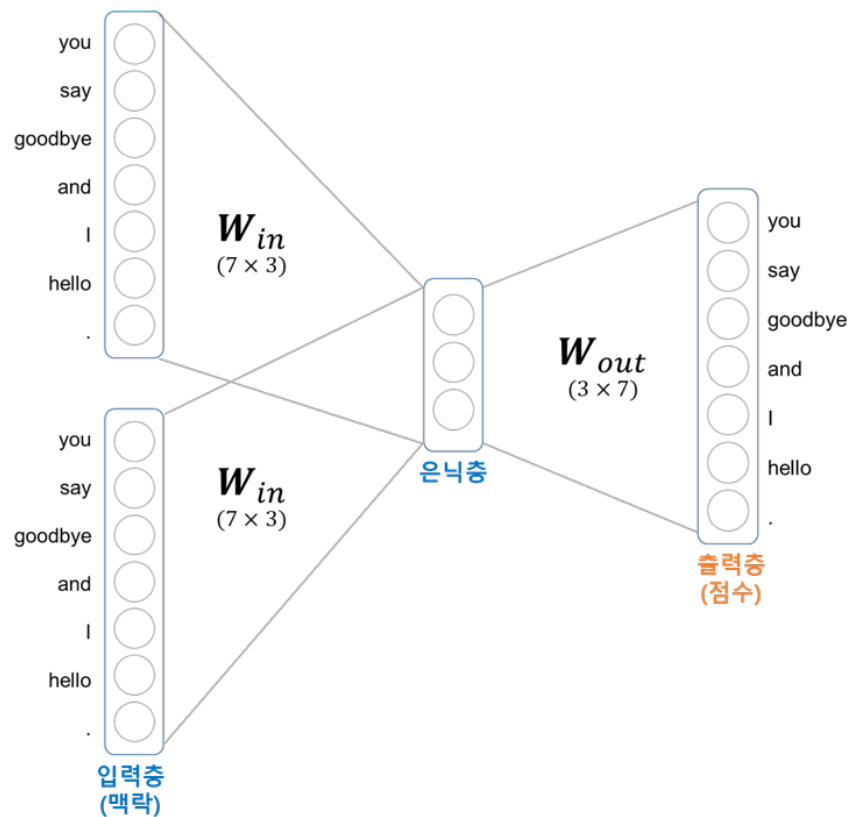
```
c = np.array([[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]])
W = np.random.randn(7, 3)
layer = MatMul(W)
h = layer.forward(c)
print(h)
```

```
[[ -0.38687194  0.82963359  0.87623966]]
```

3.2 단순한 Word2Vec

3.2.1 CBOW 모델의 추론 처리

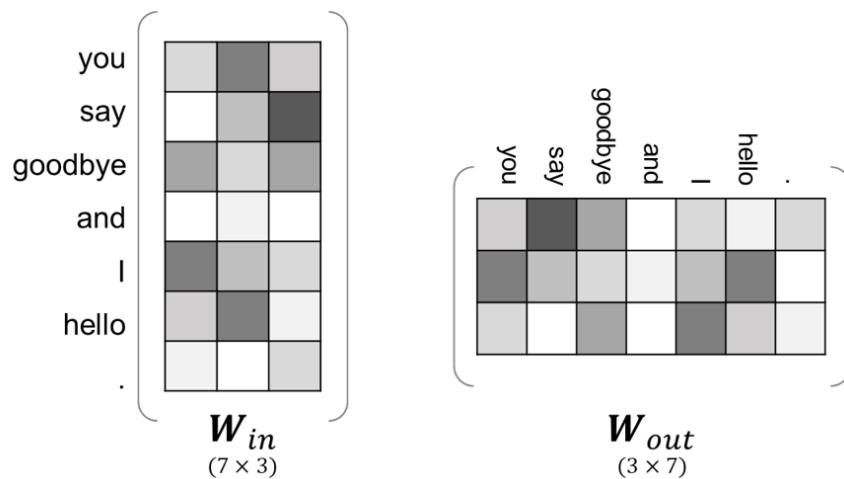
CBOW(Continuous Bag-Of-Words) 모델은 맥락(context, 주변 단어)로부터 타겟(target, 중심 단어)을 추측하는 신경망이다.



- 모델의 입력은 맥락(context) 즉, 주변 단어다.
- 은닉층의 뉴런은 입력층의 완전연결계층에 의해 변환된 값이 되는데, CBOW에서는 $w_{window_size} * 2(C)$ 개수 만큼 입력이 되므로 전체의 **평균**(average)을 해준다.

$$\mathbf{h} = \frac{1}{C}(h_1 + \dots h_c)$$

- 출력층의 뉴런은 해당 단어의 개수(vocab_size)와 같고, 뉴런 하나하나가 각 단어에 대응한다. 출력층 뉴런은 각 단어의 '**점수**'(score, softmax를 지나기전 상태)를 뜻하며, 값이 높을 수록 대응 단어의 출현 확률도 높아진다.
- 위의 그림에서 W_{in} 의 각 행(row)과 W_{out} 의 각 열(column)이 바로 단어의 분산 표현이 된다. W_{in} 와 W_{out} 중 어느것을 써도 상관 없지만 보통 W_{in} 을 사용하는 듯 하다.



```
In [8]: # CBOW모델의 추론 처리 구현
# chap03/cbow_predict.py
import sys
sys.path.append('.')
import numpy as np
from common.layers import MatMul

# 샘플 맥락 데이터
c0 = np.array([[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]])
c1 = np.array([[0, 0, 1, 0, 0, 0, 0]])

# 가중치 초기화
W_in = np.random.randn(7, 3)
W_out = np.random.randn(3, 7)

# 계층 생성
in_layer0 = MatMul(W_in)
in_layer1 = MatMul(W_in)
out_layer = MatMul(W_out)

# 순전파
h0 = in_layer0.forward(c0)
h1 = in_layer1.forward(c1)
h = 0.5 * (h0 + h1) # average
s = out_layer.forward(h) # score

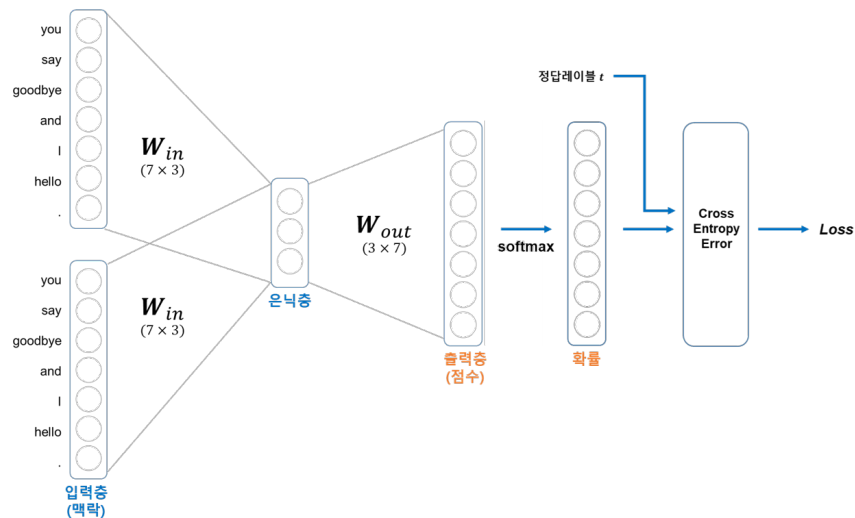
print(s)

[[-0.57328213 -0.16244313 -0.67467078  0.64884723  0.02103023 -0.
 62611472
 -1.48166945]]
```

3.2.2 CBOW 모델의 학습

CBOW 모델의 학습에서는 올바른 예측을 할 수 있도록 가중치를 조정한다. 그 결과 가중치 \mathbf{W}_{in} 와 \mathbf{W}_{out} 에 각 단어의 벡터가 학습된다.

Word2Vec 모델은 단어 출현 패턴을 학습할 때 사용한 말뭉치(corpus)로부터 학습한다. 그렇기 때문에 말뭉치가 다르면 학습 후 얻게 되는 단어의 분산 표현도 달라진다.



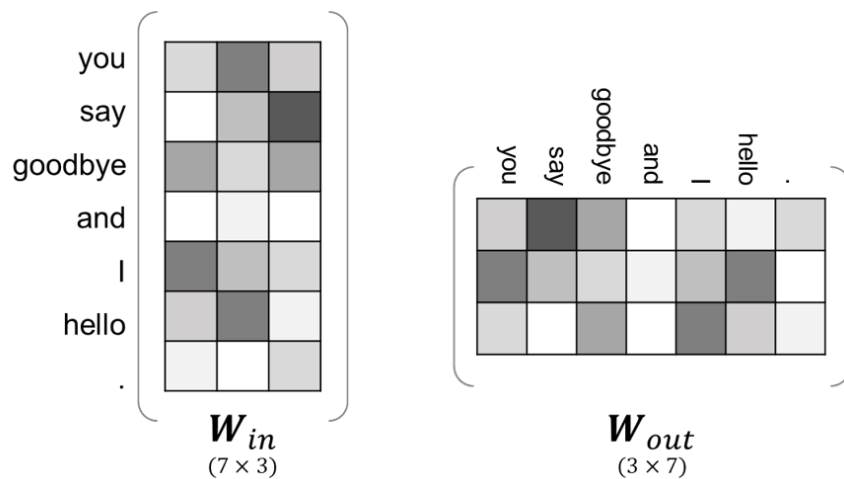
3.2.3 Word2Vec의 가중치와 분산 표현

Word2Vec 모델에서는 \mathbf{W}_{in} 의 각 행(row)과 \mathbf{W}_{out} 의 각 열(column)이 바로 단어의 분산 표현이 된다.

최종적으로 이용하는 단어의 분산 표현은 다음과 같이 세 가지 선택 사항이 있다.

- 입력 측의 가중치(\mathbf{W}_{in})만 이용한다.
- 출력 측의 가중치(\mathbf{W}_{out})만 이용한다.
- 양쪽 가중치를 모두 이용한다. (\mathbf{W}_{in} 와 \mathbf{W}_{out} 의 합 등)

Word2Vec에서 특히 skip-gram 모델에서는 '입력 측의 가중치(\mathbf{W}_{in})만 이용한다'가 가장 대중적인 선택이다.



3.3 학습 데이터 준비

3.3.1 맥락과 타겟

Word2Vec, 특히 CBOW에서 이용하는 신경망의 입력은 맥락(context, 주변단어)이고, 정답 레이블은 맥락에 둘러싸인 중앙(center) 단어이다. 신경망에 '맥락'을 입력했을 때 '타겟'이 출현할 확률을 높이는 것이다. CBOW 모델에서 입력 데이터인 맥락은 여러 개(window_size * 2)가 될 수 있지만 타겟은 오직 하나 뿐이다.

말뭉치(corpus)

You say goodbye and I say hello .
 You say goodbye and I say hello .
 You say goodbye and I say hello .
 You say goodbye and I say hello .
 You say goodbye and I say hello .
 You say goodbye and I say hello .

맥락(contexts)

you, goodbye
 say, and
 goodbye, I
 and, say
 I, hello
 say, .

타겟(targets)

say
 goodbye
 and
 I
 say
 hello

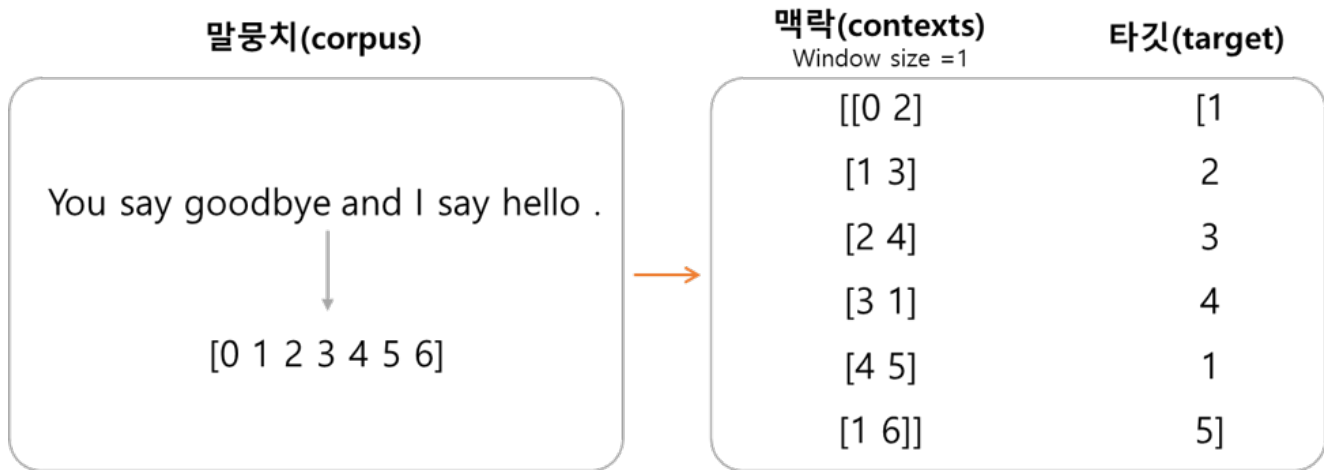
```
In [1]: import sys
sys.path.append('.')
from common.util import preprocess

text = 'You say goodbye and I say hello.'
corpus, word_to_id, id_to_word = preprocess(text)
print(corpus)

[0 1 2 3 4 1 5 6]
```

In [2]: `print(id_to_word)`

```
{0: 'you', 1: 'say', 2: 'goodbye', 3: 'and', 4: 'i', 5: 'hello',
6: '.'}
```



```
In [3]: # common/util.py
def create_contexts_target(corpus, window_size=1):
    '''맥락과 타겟 생성
    :param corpus: 말뭉치(단어 ID 목록)
    :param window_size: 윈도우 크기(윈도우 크기가 1이면 타겟 단어 좌우 한
    단어씩이 맥락에 포함)
    :return: (맥락, 타겟)의 np.array
    '''
    target = corpus[window_size:-window_size]
    contexts = []

    for idx in range(window_size, len(corpus)-window_size):
        cs = []
        # window_size만큼 타겟 단어 좌우 context 가져오기
        for t in range(-window_size, window_size+1):
            if t != 0:
                cs.append(corpus[idx + t])
        contexts.append(cs)

    return np.array(contexts), np.array(target)
```

```
In [4]: import sys
sys.path.append('.')
from common.util import create_contexts_target

contexts, target = create_contexts_target(corpus, window_size=1)
```

In [5]: `print(contexts)`

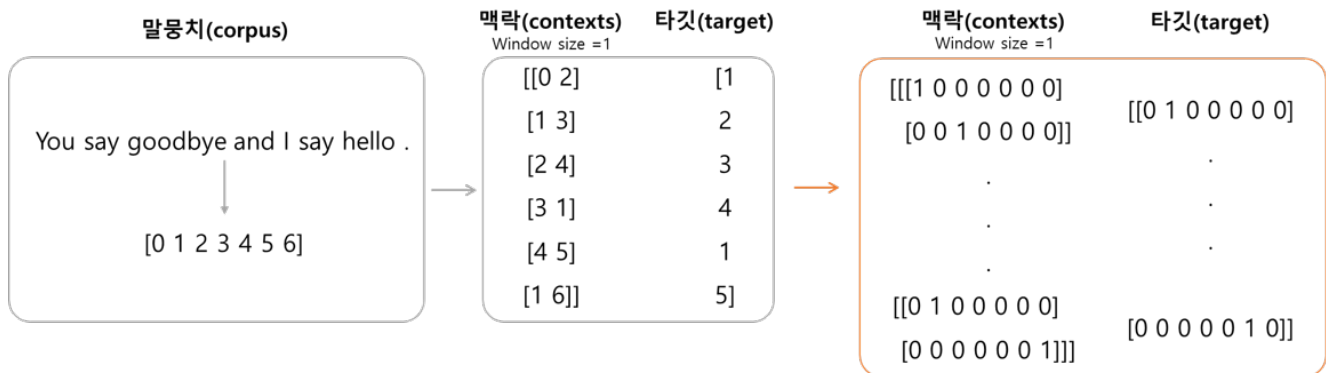
```
[[0 2]
 [1 3]
 [2 4]
 [3 1]
 [4 5]
 [1 6]]
```



```
In [6]: print(target)
```

```
[1 2 3 4 1 5]
```

3.3.2 원핫 표현으로 변환



```
In [7]: def convert_one_hot(corpus, vocab_size):
        ''' 원핫 표현으로 변환
        :param corpus: 단어 ID 목록(1차원 또는 2차원 넘파이 배열)
        :param vocab_size: 어휘 수
        :return: 원핫 표현(2차원 또는 3차원 넘파이 배열)
        '''
        N = corpus.shape[0]
        if corpus.ndim == 1:
            one_hot = np.zeros((N, vocab_size), dtype=np.int32)
            for idx, word_id in enumerate(corpus):
                one_hot[idx, word_id] = 1

        elif corpus.ndim == 2:
            C = corpus.shape[1]
            one_hot = np.zeros((N, C, vocabsize), dtype=np.int32)
            for idx_0, word_ids in enumerate(corpus):
                for idx_1, word_id in enumerate(word_ids):
                    one_hot[idx_0, idx_1, word_id] = 1

        return one_hot
```

```
In [1]: import sys
        sys.path.append('.')
        from common.util import preprocess, create_contexts_target, convert_one_hot

        text = 'You say goodbye and I say hello.'
        corpus, word_to_id, id_to_word = preprocess(text)

        contexts, target = create_contexts_target(corpus, window_size=1)

        vocab_size = len(word_to_id)
        target = convert_one_hot(target, vocab_size)
        contexts = convert_one_hot(contexts, vocab_size)
```

In [2]: `print(target)`

```
[[0 1 0 0 0 0 0]
 [0 0 1 0 0 0 0]
 [0 0 0 1 0 0 0]
 [0 0 0 0 1 0 0]
 [0 1 0 0 0 0 0]
 [0 0 0 0 0 1 0]]
```

In [3]: `print(contexts)`

```
[[[1 0 0 0 0 0 0]
   [0 0 1 0 0 0 0]]

  [[0 1 0 0 0 0 0]
   [0 0 0 1 0 0 0]]

  [[0 0 1 0 0 0 0]
   [0 0 0 0 1 0 0]]

  [[0 0 0 1 0 0 0]
   [0 1 0 0 0 0 0]]

  [[0 0 0 0 1 0 0]
   [0 0 0 0 0 1 0]]

  [[0 1 0 0 0 0 0]
   [0 0 0 0 0 0 1]]]
```

3.4 CBOW 모델 구현

```
In [1]: # chap03/simple_cbow.py
import sys
sys.path.append('.')
import numpy as np
from common.layers import MatMul, SoftmaxWithLoss

class SimpleCBOW:
    def __init__(self, vocab_size, hidden_size):
        V, H = vocab_size, hidden_size

        # 가중치 초기화
        W_in = 0.01 * np.random.randn(V, H).astype('f')
        W_out = 0.01 * np.random.randn(H, V).astype('f')

        # 레이어 생성
        self.in_layer0 = MatMul(W_in)
        self.in_layer1 = MatMul(W_in)
        self.out_layer = MatMul(W_out)
        self.loss_layer = SoftmaxWithLoss()

        # 모든 가중치와 기울기를 리스트에 모은다.
        layers = [self.in_layer0, self.in_layer1, self.out_layer]
        self.params, self.grads = [], []
        for layer in layers:
            self.params += layer.params
            self.grads += layer.grads

        # 인스턴스 변수에 단어의 분산 표현을 저장한다.
        self.word_vecs1 = W_in
        self.word_vecs2 = W_out.T

    def forward(self, contexts, target):
        h0 = self.in_layer0.forward(contexts[:, 0])
        h1 = self.in_layer1.forward(contexts[:, 1])
        h = (h0 + h1) * 0.5
        score = self.out_layer.forward(h)
        loss = self.loss_layer.forward(score, target)
        return loss

    def backward(self, dout=1):
        ds = self.loss_layer.backward(dout)
        da = self.out_layer.backward(ds)
        da *= 0.5
        self.in_layer1.backward(da)
        self.in_layer0.backward(da)
        return None
```

3.4.1 학습 코드 구현

```
In [1]: # chap03/train.py
import sys
sys.path.append('.')
from common.trainer import Trainer
from common.optimizer import Adam
from simple_cbow import SimpleCBOW
from common.util import preprocess, create_contexts_target, convert_one_hot

window_size = 1
hidden_size = 5
batch_size = 3
max_epoch = 1000

text = 'You say goodbye and I say hello.'
corpus, word_to_id, id_to_word = preprocess(text)

vocab_size = len(word_to_id)
# cbow 학습 데이터셋 생성
contexts, target = create_contexts_target(corpus, window_size)
# Input에 맞는 one-hot 표현 변환
target = convert_one_hot(target, vocab_size)
contexts = convert_one_hot(contexts, vocab_size)

# 모델 초기화
model = SimpleCBOW(vocab_size, hidden_size)
optimizer = Adam()
trainer = Trainer(model, optimizer)
```

```
In [2]: # 학습
        trainer.fit(contexts, target, max_epoch, batch_size)
```

에폭 1	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 2	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 3	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 4	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 5	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 6	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 7	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 8	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.95
에폭 9	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 10	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 11	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 12	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 13	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 14	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 15	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 16	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 17	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 18	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 19	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 20	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 21	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 22	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 23	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 24	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 25	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 26	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 27	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 28	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.94
에폭 29	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 30	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 31	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 32	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 33	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 34	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 35	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.93
에폭 36	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 37	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 38	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 39	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 40	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 41	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.91
에폭 42	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 43	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.91
에폭 44	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.91
에폭 45	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.92
에폭 46	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.90
에폭 47	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.91
에폭 48	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.90
에폭 49	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.90
에폭 50	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.90
에폭 51	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.89
에폭 52	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.89
에폭 53	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.89
에폭 54	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.88
에폭 55	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.88
에폭 56	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.88
에폭 57	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.89
에폭 58	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.88
에폭 59	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.87
에폭 60	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.87

에폭 61	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.86
에폭 62	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.87
에폭 63	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.87
에폭 64	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.85
에폭 65	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.84
에폭 66	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.87
에폭 67	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.84
에폭 68	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.85
에폭 69	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.82
에폭 70	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.86
에폭 71	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.82
에폭 72	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.84
에폭 73	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.81
에폭 74	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.83
에폭 75	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.81
에폭 76	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.80
에폭 77	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.82
에폭 78	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.82
에폭 79	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.80
에폭 80	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.79
에폭 81	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.79
에폭 82	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.80
에폭 83	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.76
에폭 84	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.81
에폭 85	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.77
에폭 86	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.76
에폭 87	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.78
에폭 88	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.77
에폭 89	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.76
에폭 90	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.75
에폭 91	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.75
에폭 92	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.76
에폭 93	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.74
에폭 94	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.72
에폭 95	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.74
에폭 96	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.71
에폭 97	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.72
에폭 98	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.75
에폭 99	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.72
에폭 100	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.70
에폭 101	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.72
에폭 102	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.71
에폭 103	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.69
에폭 104	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.70
에폭 105	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.67
에폭 106	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.70
에폭 107	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.66
에폭 108	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.67
에폭 109	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.67
에폭 110	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.71
에폭 111	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.61
에폭 112	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.66
에폭 113	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.64
에폭 114	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.69
에폭 115	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.63
에폭 116	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.63
에폭 117	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.58
에폭 118	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.67
에폭 119	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.60
에폭 120	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.64

에폭 121	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.60
에폭 122	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.62
에폭 123	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.57
에폭 124	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.62
에폭 125	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.62
에폭 126	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.53
에폭 127	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.57
에폭 128	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.60
에폭 129	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.57
에폭 130	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.61
에폭 131	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.56
에폭 132	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.47
에폭 133	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.59
에폭 134	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.54
에폭 135	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.52
에폭 136	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.55
에폭 137	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.53
에폭 138	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.54
에폭 139	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.50
에폭 140	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.55
에폭 141	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.49
에폭 142	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.44
에폭 143	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.58
에폭 144	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.49
에폭 145	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.40
에폭 146	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.57
에폭 147	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.43
에폭 148	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.50
에폭 149	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.49
에폭 150	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.45
에폭 151	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.44
에폭 152	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.42
에폭 153	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.49
에폭 154	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.43
에폭 155	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.42
에폭 156	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.49
에폭 157	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.37
에폭 158	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.42
에폭 159	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.44
에폭 160	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.46
에폭 161	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.37
에폭 162	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.48
에폭 163	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.35
에폭 164	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.42
에폭 165	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.38
에폭 166	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.41
에폭 167	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 168	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.45
에폭 169	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.33
에폭 170	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.37
에폭 171	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.38
에폭 172	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.41
에폭 173	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.36
에폭 174	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 175	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 176	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.30
에폭 177	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.39
에폭 178	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.41
에폭 179	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.21
에폭 180	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.33

에폭 181	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.44
에폭 182	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.23
에폭 183	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.33
에폭 184	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.31
에폭 185	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 186	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.30
에폭 187	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 188	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.22
에폭 189	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.31
에폭 190	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.25
에폭 191	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.39
에폭 192	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.21
에폭 193	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.27
에폭 194	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.22
에폭 195	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.31
에폭 196	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.22
에폭 197	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.31
에폭 198	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.25
에폭 199	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.26
에폭 200	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.30
에폭 201	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.11
에폭 202	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.32
에폭 203	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.21
에폭 204	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.24
에폭 205	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.22
에폭 206	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.23
에폭 207	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.15
에폭 208	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.35
에폭 209	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 210	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.29
에폭 211	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.26
에폭 212	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 213	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.27
에폭 214	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.19
에폭 215	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.21
에폭 216	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.12
에폭 217	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.24
에폭 218	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.24
에폭 219	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.20
에폭 220	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.17
에폭 221	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.04
에폭 222	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.24
에폭 223	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.14
에폭 224	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.25
에폭 225	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 226	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.24
에폭 227	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.08
에폭 228	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.23
에폭 229	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.06
에폭 230	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.16
에폭 231	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.06
에폭 232	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.20
에폭 233	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 234	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.13
에폭 235	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.26
에폭 236	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.13
에폭 237	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.99
에폭 238	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.21
에폭 239	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.10
에폭 240	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.13

에폭	241	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.11
에폭	242	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.12
에폭	243	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	244	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.11
에폭	245	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	246	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.08
에폭	247	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	248	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.18
에폭	249	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.01
에폭	250	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.09
에폭	251	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.02
에폭	252	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.24
에폭	253	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.06
에폭	254	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.09
에폭	255	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.01
에폭	256	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.05
에폭	257	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.00
에폭	258	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.17
에폭	259	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.99
에폭	260	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.04
에폭	261	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.21
에폭	262	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.99
에폭	263	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.06
에폭	264	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.06
에폭	265	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.13
에폭	266	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.97
에폭	267	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.98
에폭	268	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.12
에폭	269	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.96
에폭	270	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.21
에폭	271	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.96
에폭	272	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.04
에폭	273	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	274	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.96
에폭	275	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.12
에폭	276	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.94
에폭	277	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.03
에폭	278	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.09
에폭	279	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.03
에폭	280	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.86
에폭	281	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	282	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.93
에폭	283	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.09
에폭	284	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.94
에폭	285	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.01
에폭	286	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.09
에폭	287	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.00
에폭	288	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.01
에폭	289	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.00
에폭	290	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.92
에폭	291	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.99
에폭	292	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.00
에폭	293	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.10
에폭	294	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.96
에폭	295	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.00
에폭	296	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.99
에폭	297	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.91
에폭	298	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	1.08
에폭	299	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.91
에폭	300	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.96

에폭 301	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.14
에폭 302	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 303	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.04
에폭 304	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 305	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 306	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 307	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.07
에폭 308	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.04
에폭 309	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.90
에폭 310	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 311	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.05
에폭 312	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 313	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.98
에폭 314	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 315	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.05
에폭 316	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 317	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.04
에폭 318	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 319	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.98
에폭 320	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.03
에폭 321	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 322	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.95
에폭 323	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 324	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 325	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 326	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 327	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 328	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.02
에폭 329	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 330	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 331	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 332	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 333	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.09
에폭 334	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 335	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 336	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.90
에폭 337	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 338	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 339	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 340	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 341	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 342	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 343	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.95
에폭 344	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 345	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 346	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 347	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 348	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 349	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 350	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 351	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.99
에폭 352	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 353	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 354	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 355	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 356	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 357	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 358	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 359	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.90
에폭 360	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.93

에폭 361	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 362	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.00
에폭 363	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 364	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 365	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.93
에폭 366	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 367	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 368	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.01
에폭 369	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 370	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 371	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.04
에폭 372	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 373	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 374	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 375	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 376	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 377	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 378	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.03
에폭 379	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 380	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 381	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 382	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.99
에폭 383	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 384	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 385	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 386	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.94
에폭 387	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.98
에폭 388	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 389	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 390	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 391	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.02
에폭 392	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 393	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 394	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 395	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 396	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 397	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 398	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 399	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 400	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 401	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.99
에폭 402	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 403	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 404	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 405	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 406	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 407	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 408	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.06
에폭 409	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 410	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 411	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 412	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 413	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 414	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 415	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.93
에폭 416	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 417	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 418	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 419	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 420	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91

에폭 421	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 422	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 423	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 424	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 425	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 426	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 427	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 428	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 429	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 430	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 431	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 432	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 433	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 434	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 435	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 436	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 437	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 438	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 439	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 440	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 1.01
에폭 441	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 442	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 443	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 444	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 445	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 446	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 447	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.96
에폭 448	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 449	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 450	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 451	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 452	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 453	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 454	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 455	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 456	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 457	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 458	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 459	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 460	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 461	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 462	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 463	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 464	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 465	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 466	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 467	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 468	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.99
에폭 469	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 470	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 471	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 472	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 473	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 474	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 475	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 476	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 477	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 478	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 479	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 480	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.95

에폭 481	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 482	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 483	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 484	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 485	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 486	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 487	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 488	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 489	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 490	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 491	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 492	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.97
에폭 493	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 494	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 495	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 496	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 497	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 498	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 499	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 500	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 501	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 502	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 503	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 504	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 505	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 506	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 507	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 508	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 509	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 510	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 511	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 512	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 513	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 514	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.62
에폭 515	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 516	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 517	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 518	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 519	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 520	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 521	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 522	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 523	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 524	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.89
에폭 525	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 526	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 527	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 528	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 529	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 530	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 531	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 532	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 533	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 534	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 535	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 536	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 537	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.62
에폭 538	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 539	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 540	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67

에폭 541	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 542	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 543	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 544	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 545	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 546	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 547	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 548	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 549	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 550	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.85
에폭 551	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 552	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 553	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 554	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 555	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.92
에폭 556	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.45
에폭 557	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.93
에폭 558	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 559	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 560	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 561	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 562	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 563	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 564	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 565	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 566	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 567	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 568	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 569	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 570	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 571	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 572	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 573	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 574	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 575	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 576	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 577	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 578	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 579	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 580	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 581	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 582	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.50
에폭 583	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 584	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 585	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 586	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 587	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 588	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 589	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 590	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.91
에폭 591	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 592	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 593	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 594	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 595	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 596	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.62
에폭 597	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 598	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 599	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 600	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64

에폭 601	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 602	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 603	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 604	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 605	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 606	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 607	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 608	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.90
에폭 609	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.48
에폭 610	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.90
에폭 611	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.41
에폭 612	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 613	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 614	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 615	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 616	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 617	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 618	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 619	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 620	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 621	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 622	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 623	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 624	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 625	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 626	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 627	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 628	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 629	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 630	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 631	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 632	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 633	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 634	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 635	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 636	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 637	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 638	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 639	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.88
에폭 640	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 641	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 642	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 643	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 644	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 645	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 646	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 647	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 648	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 649	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 650	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 651	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 652	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 653	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 654	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 655	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 656	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.83
에폭 657	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 658	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 659	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 660	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80

에폭 661	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 662	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 663	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 664	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.52
에폭 665	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 666	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.62
에폭 667	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 668	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 669	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 670	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 671	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 672	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 673	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 674	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 675	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.87
에폭 676	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 677	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 678	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 679	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.51
에폭 680	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.81
에폭 681	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.53
에폭 682	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.86
에폭 683	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.45
에폭 684	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 685	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 686	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 687	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.51
에폭 688	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 689	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 690	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.36
에폭 691	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 692	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 693	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 694	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 695	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.50
에폭 696	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 697	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 698	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.79
에폭 699	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 700	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 701	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 702	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 703	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 704	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.49
에폭 705	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.78
에폭 706	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.51
에폭 707	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 708	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 709	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 710	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 711	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.51
에폭 712	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 713	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 714	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 715	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 716	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 717	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 718	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 719	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.80
에폭 720	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.49

에폭	721	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.80
에폭	722	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.42
에폭	723	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.80
에폭	724	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	725	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.66
에폭	726	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.69
에폭	727	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.51
에폭	728	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.57
에폭	729	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.80
에폭	730	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65
에폭	731	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.64
에폭	732	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.70
에폭	733	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.58
에폭	734	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.47
에폭	735	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.94
에폭	736	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.43
에폭	737	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.61
에폭	738	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.73
에폭	739	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	740	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.78
에폭	741	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.57
에폭	742	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.57
에폭	743	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.54
에폭	744	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.66
에폭	745	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.84
에폭	746	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.47
에폭	747	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	748	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.59
에폭	749	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.67
에폭	750	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.57
에폭	751	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.79
에폭	752	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.47
에폭	753	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.70
에폭	754	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.59
에폭	755	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.84
에폭	756	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	757	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.50
에폭	758	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.60
에폭	759	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.64
에폭	760	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.66
에폭	761	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.76
에폭	762	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.50
에폭	763	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.53
에폭	764	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	765	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	766	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	767	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.63
에폭	768	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.72
에폭	769	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.69
에폭	770	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.60
에폭	771	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.58
에폭	772	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.70
에폭	773	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.56
에폭	774	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.76
에폭	775	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.53
에폭	776	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.49
에폭	777	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.72
에폭	778	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	779	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.53
에폭	780	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65

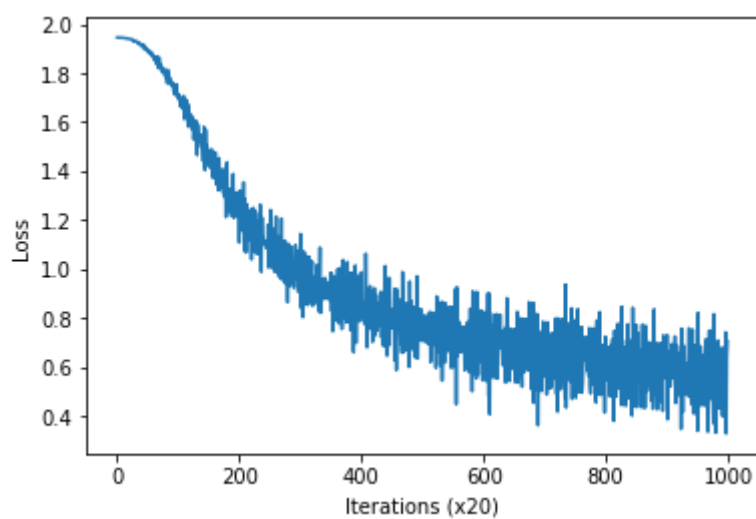
에폭	781	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.76
에폭	782	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.60
에폭	783	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.59
에폭	784	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	785	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.45
에폭	786	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.79
에폭	787	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.66
에폭	788	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65
에폭	789	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	790	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.49
에폭	791	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.82
에폭	792	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.52
에폭	793	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.49
에폭	794	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	795	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65
에폭	796	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.69
에폭	797	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	798	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.69
에폭	799	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.41
에폭	800	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.72
에폭	801	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65
에폭	802	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.55
에폭	803	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	804	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.62
에폭	805	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	806	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.59
에폭	807	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.48
에폭	808	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	809	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	810	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.48
에폭	811	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	812	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.71
에폭	813	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.61
에폭	814	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.38
에폭	815	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.75
에폭	816	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	817	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.48
에폭	818	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.64
에폭	819	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.65
에폭	820	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.55
에폭	821	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.78
에폭	822	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.51
에폭	823	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	824	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.64
에폭	825	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.54
에폭	826	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.44
에폭	827	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.85
에폭	828	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.61
에폭	829	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.61
에폭	830	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.44
에폭	831	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.64
에폭	832	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	833	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.67
에폭	834	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.44
에폭	835	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.71
에폭	836	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.51
에폭	837	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.77
에폭	838	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.68
에폭	839	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.47
에폭	840	반복	1 / 2	시간	0[s]	손실	0.67

에폭 841	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 842	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.47
에폭 843	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 844	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.40
에폭 845	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 846	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 847	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.44
에폭 848	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 849	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 850	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 851	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 852	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.44
에폭 853	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 854	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.74
에폭 855	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 856	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 857	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 858	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 859	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 860	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.43
에폭 861	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 862	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 863	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 864	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 865	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.43
에폭 866	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.77
에폭 867	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 868	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.50
에폭 869	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.53
에폭 870	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 871	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 872	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 873	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 874	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 875	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.46
에폭 876	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.67
에폭 877	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 878	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.43
에폭 879	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.53
에폭 880	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.84
에폭 881	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.49
에폭 882	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 883	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.53
에폭 884	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 885	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.43
에폭 886	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 887	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.53
에폭 888	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 889	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 890	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 891	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 892	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.46
에폭 893	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.70
에폭 894	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.42
에폭 895	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 896	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.60
에폭 897	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 898	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 899	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.63
에폭 900	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59

에폭 901	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.73
에폭 902	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.39
에폭 903	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 904	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 905	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 906	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.52
에폭 907	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.52
에폭 908	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 909	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 910	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.56
에폭 911	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 912	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 913	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 914	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 915	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.45
에폭 916	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 917	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 918	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 919	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.48
에폭 920	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 921	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.62
에폭 922	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 923	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 924	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.35
에폭 925	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 926	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 927	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.42
에폭 928	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.66
에폭 929	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 930	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.59
에폭 931	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 932	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 933	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.48
에폭 934	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 935	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.52
에폭 936	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 937	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.76
에폭 938	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.48
에폭 939	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.48
에폭 940	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.72
에폭 941	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 942	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.45
에폭 943	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 944	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.41
에폭 945	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 946	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 947	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.41
에폭 948	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.69
에폭 949	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 950	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 951	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.34
에폭 952	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 953	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 954	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 955	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.44
에폭 956	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 957	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 958	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.44
에폭 959	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 960	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64

에폭 961	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.51
에폭 962	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.65
에폭 963	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.44
에폭 964	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.54
에폭 965	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 966	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 967	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 968	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.33
에폭 969	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 970	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 971	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.47
에폭 972	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.55
에폭 973	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 974	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.47
에폭 975	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.75
에폭 976	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.47
에폭 977	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.37
에폭 978	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.82
에폭 979	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 980	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 981	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.33
에폭 982	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 983	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 984	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.61
에폭 985	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.71
에폭 986	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.43
에폭 987	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.58
에폭 988	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.47
에폭 989	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 990	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 991	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57
에폭 992	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.40
에폭 993	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.68
에폭 994	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.64
에폭 995	반복 1 / 2	시간 0[s]	손실 0.57

In [3]: `trainer.plot()`



```
In [9]: # Word Embedding 살펴보기
word_vecs1 = model.word_vecs1
for word_id, word in id_to_word.items():
    print(word, word_vecs1[word_id])

you [-1.3807591 -1.0351917 -1.1238494 -1.0471877 1.0710732]
say [-0.24706812 1.125094 1.1692127 1.155186 -1.1067501 ]
goodbye [-0.56422764 -0.8567286 -0.70119053 -0.8194563 0.90586
22 ]
and [-1.9357495 0.7339323 0.7825899 0.7863268 -0.90669537]
i [-0.5696927 -0.82052916 -0.6930974 -0.81896836 0.91717815]
hello [-1.3897839 -1.0456055 -1.1249272 -1.0641869 1.0661185]
. [ 1.6761091 1.2073398 1.221956 1.2177749 -1.0616693]
```

```
In [10]: # Word Embedding 살펴보기
word_vecs2 = model.word_vecs2
for word_id, word in id_to_word.items():
    print(word, word_vecs2[word_id])

you [ 1.3794202 -0.0171384 -0.13381611 -0.0204448 0.03529608]
say [-0.82926327 -0.7915047 -0.8629559 -0.7897782 0.79196084]
goodbye [-0.72215486 0.6342535 0.58189505 0.60864496 -0.64326
966]
and [-0.2469283 -0.7068967 -0.6413974 -0.6825601 0.7388981]
i [-0.73088866 0.5992852 0.5958099 0.6252677 -0.63962674]
hello [ 2.1322184 0.8817386 0.84698176 0.86491984 -0.7129626
]
. [ 1.3695306 -0.02148964 -0.13318345 -0.03732726 0.01056832]
```

t-SNE를 이용한 2차원 공간상의 매핑

```
In [19]: %matplotlib inline
import pandas as pd
import matplotlib as mpl
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.manifold import TSNE

# 그래프에서 마이너스 폰트 깨지는 문제에 대한 대처
mpl.rcParams['axes.unicode_minus'] = False

tsne = TSNE(n_components=2)

# 100개의 단어에 대해서만 시각화
X_tsne = tsne.fit_transform(word_vecs2)
```

```
In [20]: vocab = list(id_to_word.values())
```

```
In [21]: df = pd.DataFrame(X_tsne, index=vocab, columns=['x', 'y'])
df.shape
```

```
Out[21]: (7, 2)
```

```
In [22]: df.head()
```

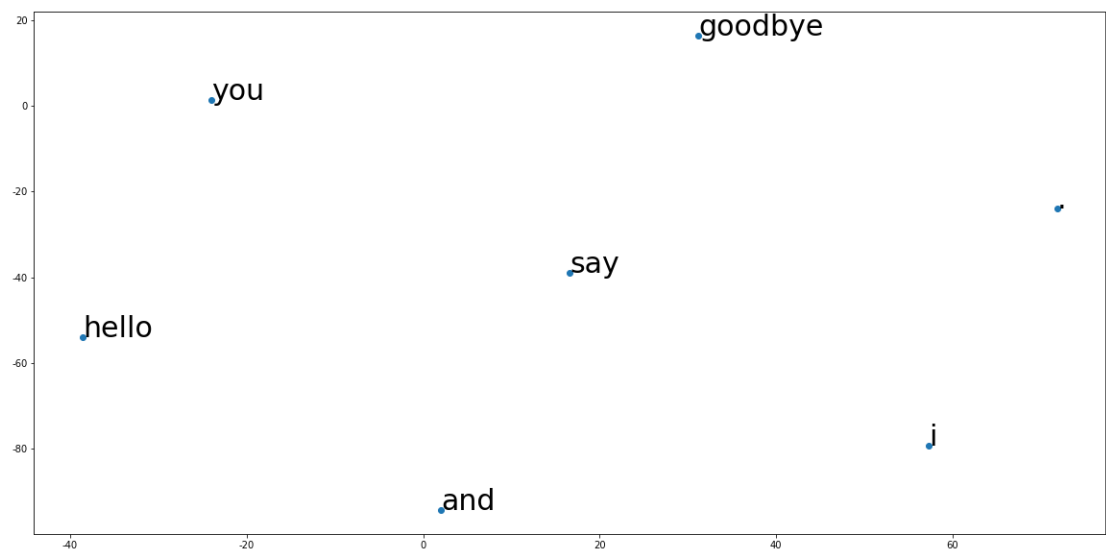
```
Out[22]:
```

	x	y
you	-23.973768	1.320695
say	16.637430	-38.964481
goodbye	31.219795	16.350512
and	2.053635	-94.277359
i	57.247684	-79.250206

```
In [23]: fig = plt.figure()
fig.set_size_inches(20, 10)
ax = fig.add_subplot(1, 1, 1)

ax.scatter(df['x'], df['y'])

for word, pos in df.iterrows():
    ax.annotate(word, pos, fontsize=30)
plt.show()
```

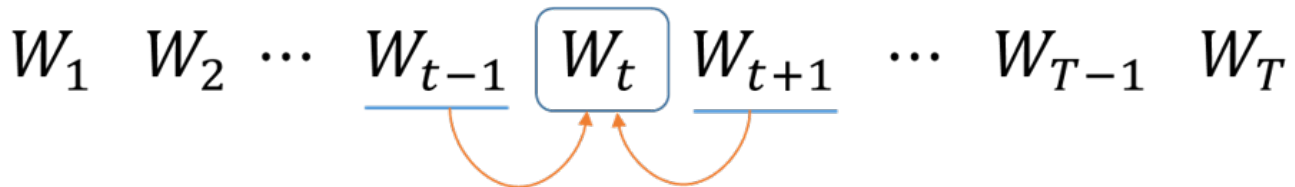


3.5 Word2Vec 보충

3.5.1 CBOW 모델과 확률

- $P(A)$: A가 발생할 확률
- $P(A|B)$: 사후확률, 사건이 일어난 후의 확률을 의미
 - 'B가 주어졌을 때 A가 일어날 확률'

CBOW 모델은 맥락(contexts)을 주면 타깃 단어가 출현할 확률을 출력하는 것이다.



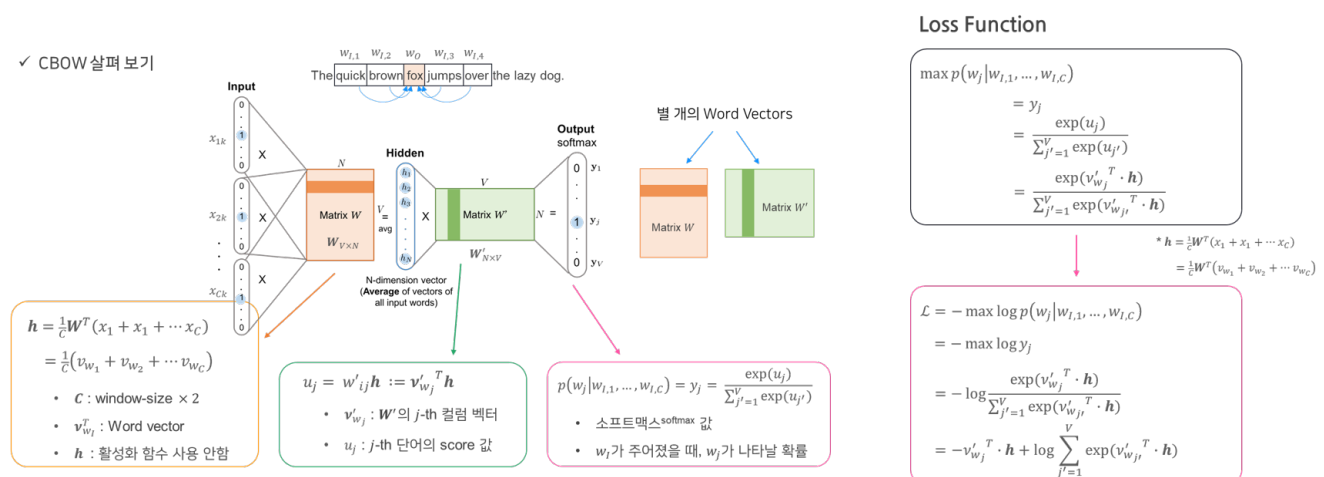
위의 그림처럼, 맥락인 w_{t-1} 과 w_{t+1} 이 주어졌을 때 타깃이 w_t 가 될 확률을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$P(w_t | w_{t-1}, w_{t+1})$$

- w_{t-1} 과 w_{t+1} 이 주어졌을 때 w_t 가 일어날 확률

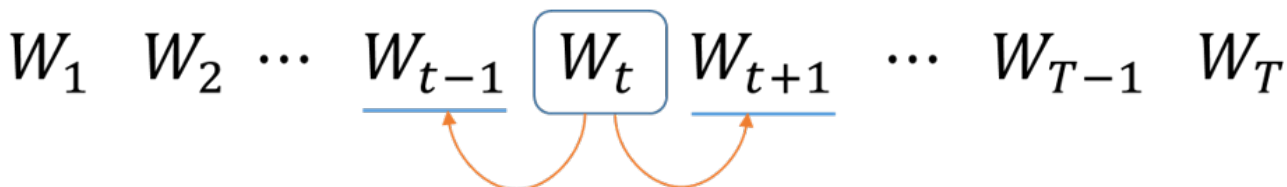
이 확률을 최대화해야 한다. 하지만 신경망에서의 Cost(Loss) Function는 최소화 문제로 바뀌어야 하기 때문에, **Negative log likelihood**를 통해 다음과 같이 바꿔준다.

$$\max P(w_t | w_{t-1}, w_t + 1) \rightarrow L = -\log P(w_t | w_{t-1}, w_t + 1)$$



3.5.2 skip-gram 모델

skip-gram 모델의 입력층은 하나이며, 출력층은 맥락(contexts)의 수만큼 존재한다. 따라서, 각 출력층에서는 개별적으로 손실을 구하고, 이 개별 손실들을 모두 더한 값을 최종 손실로 사용한다.



skip-gram은 다음 식을 모델링한다.

$$P(w_{t-1}, w_{t+1} | w_t)$$

skip-gram 모델에서는 맥락의 단어들 사이에 관련성이 없다고 가정하는 '조건부 독립'에 의해 다음과 같이 분해된다.

$$P(w_{t-1}, w_{t+1} | w_t) = P(w_{t-1} | w_t) P(w_{t+1} | w_t)$$

Negative log likelihood를 적용하면 다음과 같이 손실함수를 구할 수 있다.

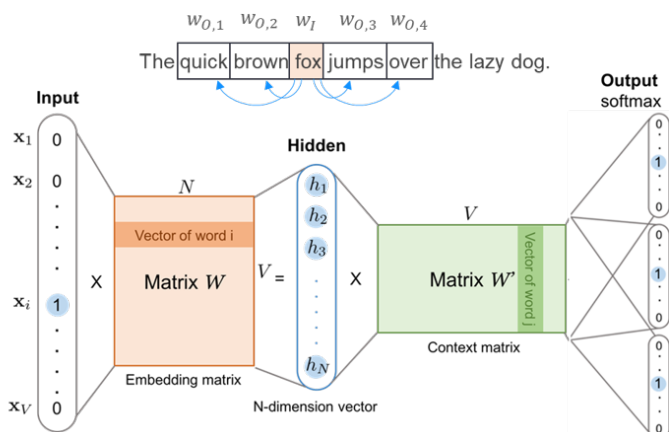
$$\begin{aligned} L &= -\log P(w_{t-1}, w_{t+1} | w_t) \\ &= -\log P(w_{t-1}, w_{t+1} | w_t) \\ &= -[\log P(w_{t-1} | w_t) + \log P(w_{t+1} | w_t)] \end{aligned}$$

이를 말중치 전체로 확장하면 skip-gram 모델의 손실함수는 다음과 같다.

$$L = -\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\log P(w_{t-1} | w_t) + \log P(w_{t+1} | w_t)]$$

✓ Skip-gram 살펴 보기

- 하나의 타겟(target) 단어로 부터 주변 context 단어들을 예측하는 모델



$$\begin{aligned} \mathcal{L} &= -\log p(w_{0,1}, w_{0,2}, \dots, w_{0,C} | w_I) \\ &= -\log \prod_{c=1}^C \frac{\exp(v'_{w_j} \cdot v_{w_I})}{\sum_{j'=1}^V \exp(v'_{w_{j'}} \cdot v_{w_I})} \\ &= -\sum_{c=1}^C (v'_{w_j} \cdot v_{w_I}) + C \cdot \log \sum_{j'=1}^V \exp(v'_{w_{j'}} \cdot v_{w_I}) \end{aligned}$$

CBOW vs Skip-gram

성능면에서는 skip-gram이 CBOW보다 많이 사용된다. 그 이유는 단어 분산 표현의 정밀도 면에서 skip-gram 모델의 결과가 더 좋기 때문이다.

학습 속도 면에서는 CBOW모델이 더 빠르다. skip-gram모델은 손실을 맥락(contexts)의 수만큼 구해야하므로 그만큼 계산비용이 커진다.

```
In [3]: # chap03/simple_skip_gram.py
import sys
sys.path.append('.')
import numpy as np
from common.layers import MatMul, SoftmaxWithLoss

class SimpleSkipGram:
    def __init__(self, vocab_size, hidden_size):
        V, H = vocab_size, hidden_size

        # 가중치 초기화
        W_in = 0.01 * np.random.randn(V, H).astype('f')
        W_out = 0.01 * np.random.randn(H, V).astype('f')

        # 레이어 생성
        self.in_layer = MatMul(W_in)
        self.out_layer = MatMul(W_out)
        self.loss_layer1 = SoftmaxWithLoss()
        self.loss_layer2 = SoftmaxWithLoss()

        # 모든 가중치와 기울기를 리스트에 모은다.
        layers = [self.in_layer, self.out_layer]
        self.params, self.grads = [], []
        for layer in layers:
            self.params += layer.params
            self.grads += layer.grads

        # 인스턴스 변수에 단어의 분산표현을 저장한다.
        self.word_vecs1 = W_in
        self.word_vecs2 = W_out.T

    def forward(self, contexts, target):
        h = self.in_layer.forward(target)
        s = self.out_layer.forward(h)
        l1 = self.loss_layer1.forward(s, contexts[:, 0])
        l2 = self.loss_layer2.forward(s, contexts[:, 1])
        loss = l1 + l2
        return loss

    def backward(self, dout=1):
        dl1 = self.loss_layer1.backward(dout)
        dl2 = self.loss_layer2.backward(dout)
        ds = dl1 + dl2
        dh = self.out_layer.backward(ds)
        self.in_layer.backward(dh)
        return None
```

3.5.3 통계 기반 vs. 추론 기반

- 어휘에 추가할 새단어가 생겨 단어의 분산 표현을 갱신해야 할 경우
 - 통계 기반 기법에서는 계산을 처음부터 다시해야 한다. Co-occurrence Matrix를 다시만들고 SVD를 수행하는 일련의 작업을 다시 해야한다.
 - 추론 기법(word2vec)은 매개변수(가중치)를 다시 학습할 수 있다. 기존에 학습한 가중치를 초기 값으로 사용해 다시 학습하면 분산 표현을 효율적으로 갱신할 수 있다.
- 성능
 - 실제로 단어의 유사성을 정량 평가해본 결과, 의외로 추론 기반과 통계 기반 기법의 우열을 가릴 수 없었다고 한다 → 논문 (<https://www.aclweb.org/anthology/Q15-1016>) 참고