딥러닝 응용 I / 중간고사 4. 22. 2022

1. 다음은 전처리 코드이다. 출력될 5개를 순서대로 쓰시오.

```
text = 'The quick dog jumps over the lazy dog.'
text = text.lower()
text = text.replace('.', ' .')
print(text)

words = text.split(' ')
print(words)

word_to_id = {}
id_to_word = {}

for word in words:
    if word not in word_to_id:
        new_id = len(word_to_id)
        word_to_id[word] = new_id
        id_to_word[new_id] = word

corpus = np.array([word_to_id[w] for w in words])
print(corpus)
print(word_to_id)
print(id_to_word)
```

2. (1번 문제 계속)
   (i) 어휘들의 희소 표현(sparse representation)을 통해 말뭉치(corpus)를 행렬로 표현하시오.
   (ii) 윈도우 크기를 1로 잡았을 때 말뭉치(corpus)의 동시발생 행렬(co-occurrence matrix)을 구하시오.
   (iii) 위 희소표현과 동시발생 행렬 각각에 대해 `quick`과 `lazy`의 코사인 유사도(cosine similarity) 값을 구하시오.

3. (1번 문제 코드 계속) 출력될 행렬과 벡터를 순서대로 쓰시오.

```
window_size=1
target = corpus[window_size:-window_size]
contexts = []

for idx in range(window_size, len(corpus)-window_size):
    cs = []
    for t in range(-window_size, window_size + 1):
        if t == 0:
            continue
        cs.append(corpus[idx + t])
    contexts.append(cs)

print(np.array(contexts))
print(np.array(target))
```

§ 4,5,6번 문제의 말뭉치는

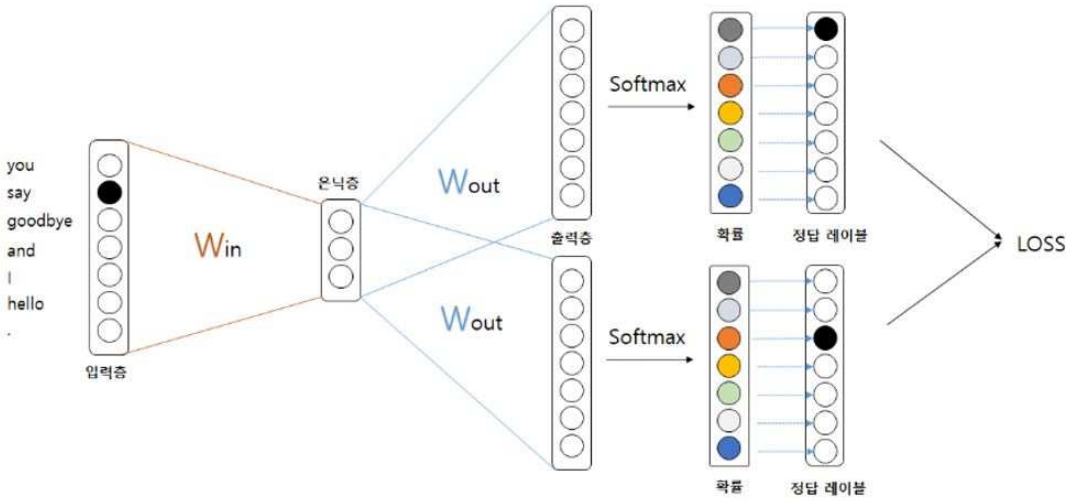
You say goodbye and I say hello.

이고 1번 문제의 코드에 의해 전처리 되어 있다. 윈도우 크기는 1이다. 가중치 행렬은

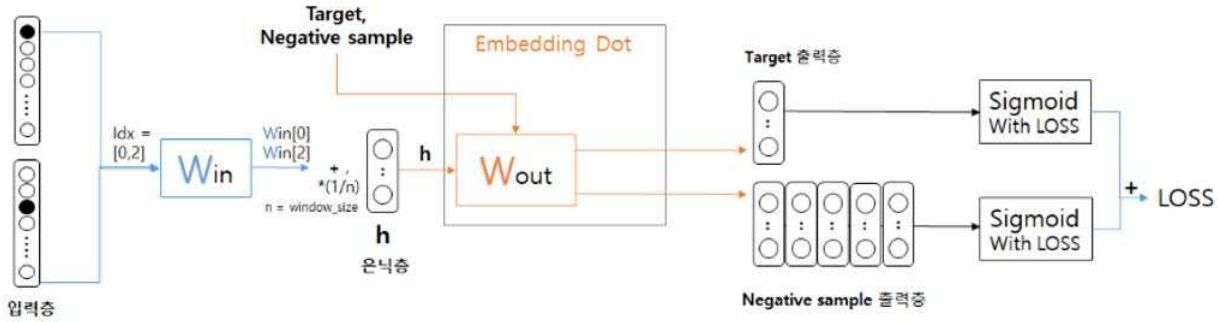
$$(1)\qquad W_{\text{in}} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 4 \\ 3 & 4 & 5 \\ 4 & 5 & 6 \\ 5 & 6 & 7 \\ 6 & 7 & 8 \end{pmatrix}, \qquad W_{\text{out}} = \begin{pmatrix} \log 2 & -3\log 3 & \log 3 & -4\log 2 & 0 & -3\log 3 & -\log 3 \\ 2\log 3 & 0 & 2\log 2 & \log 2 & -\log 3 & 2\log 3 & \log 3 \\ -\log 3 & \log 3 & -\log 2 & \log 2 & \log 3 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

이다.

4. 가중치 행렬 W_{in}과 W_{out}이 (1)인 다음과 같은 simple skip-gram 모델을 생각하자. 첫번째 타겟(target)인 say를 입력했을때 출력되는 손실함수 값을 구하시오.



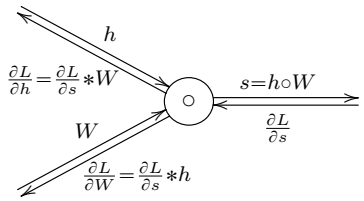
5. 가중치 행렬 W_{in}과 W_{out}이 (1)인 다음과 같은 완전판 CBOW 모델을 생각하자. 첫번째 context인 (you, goodbye)를 입력하고 negative sampling한 두 단어가 i와 hello이다. 은닉벡터 h, 스코어 s, 손실함수 값 L을 구하시오.



6. (5번 계속) 미분

$$\frac{\partial L}{\partial s}, \quad \frac{\partial L}{\partial h}, \quad \frac{\partial L}{\partial W_{\text{out}}}, \quad \frac{\partial L}{\partial W_{\text{in}}}$$

을 구하시오. (힌트 : Embdding dot층의 계산그래프는



로 주어진다. 여기서 $*$는 스칼라 곱을 $\circ$을 내적을 뜻한다.)

7. 출력될 행렬을 순서대로 쓰시오.

```
class Embedding:
    def __init__(self, W):
        self.params = [W]
        self.grads = [np.zeros_like(W)]
        self.idx = None
    def forward(self, idx):
        W, = self.params
        self.idx = idx
        out = W[idx]
        return out
    def backward(self, dout):
        dW, = self.grads
        dW[...] = 0
        np.add.at(dW, self.idx, dout)
        return None

W = np.arange(25).reshape(5,5)
idx = [1,0,1,0,4]
dout = np.ones((5,5))

Emb = Embedding(W)
print(Emb.forward(idx))

Emb.backward(dout)
print(Emb.grads)
```

8. 다음은 negative sampling을 구현하는 클래스이다. 5개의 빈칸을 순서대로 채우시오.

```
class UnigramSampler:
    def __init__(self, corpus, power, sample_size):
        self.sample_size = sample_size
        self.vocab_size = None
        self.word_p = None
        counts = collections.Counter()
        for word_id in corpus:
            counts[word_id] [    ] 1
        vocab_size = len(counts)
```

```
        self.vocab_size = vocab_size
        self.word_p = np.zeros(vocab_size)
        for i in range(vocab_size):
            self.word_p[i] = [     ]
        self.word_p = np.power(self.word_p, power)
        self.word_p /= np.sum(self.word_p)

    def get_negative_sample(self, target):
        batch_size = target.shape[     ]
        negative_sample = np.zeros((batch_size, self.sample_size), dtype=np.int32)
        for i in range(batch_size):
            p = self.word_p.copy()
            target_idx = target[i]
            p[target_idx] = [     ]
            p /= p.sum()
        negative_sample[i, :] = np.random.[     ](self.vocab_size, size=self.sample_size,
                                                  replace=False, p=p)
        return negative_sample
```

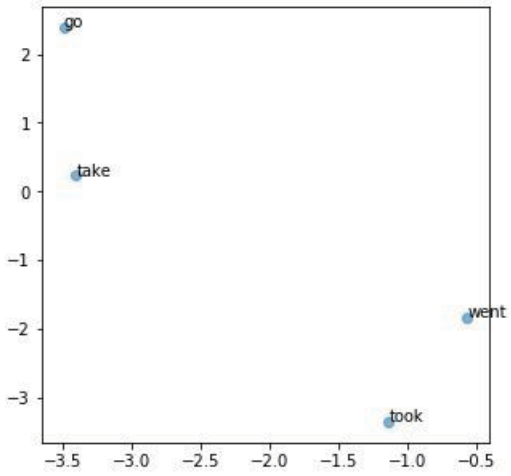
9. 다음은 완전판 CBOW 모델을 구현하는 코드이다. 5개의 빈칸을 순서대로 채우시오.

```
class CBOW:
    def __init__(self, vocab_size, hidden_size, window_size, corpus):
        V, H = vocab_size, hidden_size
        W_in = 0.01 * np.random.randn(V, H).astype('f')
        W_out = 0.01 * np.random.randn(V, H).astype('f')
        self.in_layers = []
        for i in range([     ]):
            layer = Embedding(W_in)
            self.in_layers.append(layer)
        self.ns_loss = NegativeSamplingLoss(W_out, corpus, power=0.75, sample_size=5)
        layers = self.in_layers + [self.ns_loss]
        self.params, self.grads = [], []
        for layer in layers:
            self.params += layer.params
            self.grads += layer.grads
        self.word_vecs = [     ]

    def forward(self, contexts, target):
        h = 0
        for i, layer in enumerate(self.in_layers):
            h += layer.forward([     ][:, i])
        h *= 1 / len(self.in_layers)
        loss = self.ns_loss.forward(h, [     ])
        return loss

    def backward(self, dout=1):
        dout = self.ns_loss.backward(dout)
        dout *= 1 / len(self.in_layers)
        for layer in [     ]:
            layer.backward(dout)
        return None
```

10. PCA를 이용해 CBOW 모델의 유추문제에 대한 이해를 기하학적으로 시각화하려 한다.
    (i) 다음은 네 단어 take, took, go, went의 CBOW 모델로 부터 얻은 벡터 표현에 PCA를 적용해 산포도로 시각화한 코드이다. 3개의 빈칸을 순서대로 채우시오.




```
pkl_file = 'cbow_params.pkl'
with open(pkl_file, 'rb') as f:
    params = pickle.load(f)
    word_vecs = params['word_vecs']
    word_to_id = params['word_to_id']
    id_to_word = params['id_to_word']
pca = PCA(n_components = [     ])
word_vecs = pca.fit_transform(word_vecs)
plt.figure(figsize=(5,5))
positions=[]
for word in ('take','took','go','went'):
    vec = word_vecs[word_to_id[word]]
    positions.append(vec)
    plt.[     ](word, vec)
positions = np.array(positions)
plt.[     ](positions[:,0], positions[:,1], alpha=0.5)
plt.show()
```

    (ii) 문법적 의미를 기하학적으로 해석하시오.

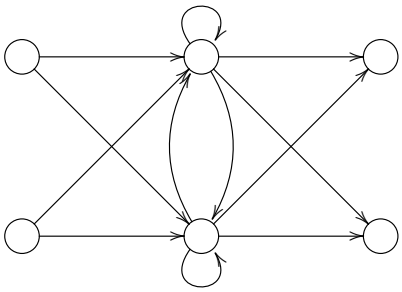
딥러닝 응용 I / 기말고사 6. 17. 2022

1. 데이터에 대한 가중치 행렬 W_x, hidden state에 대한 가중치 행렬 W_h, 편향 벡터 b가 각각

$$W_x = \begin{pmatrix} \log 6 & \log 4 \\ \log 2 & \log 2 \end{pmatrix}, \qquad W_h = \begin{pmatrix} -\log 3 & \log 3 \\ 3\log 2 & 0 \end{pmatrix}, \qquad b = [0, 0]$$

인 RNN을 생각하자.

(i) 다음 그래프에 가중치를 표시하시오.



(ii) 최초 시각 $t = 0$과 그 다음 시각 $t = 1$에서 입력된 데이터 x_0와 x_1이

$$x_0 = [1/2, -1/2], \qquad x_1 = [1, -2]$$

이라 하자. 시각 $t = 0$과 $t = 1$일 때 만들어지는 hidden state h_0와 h_1을 구하시오.

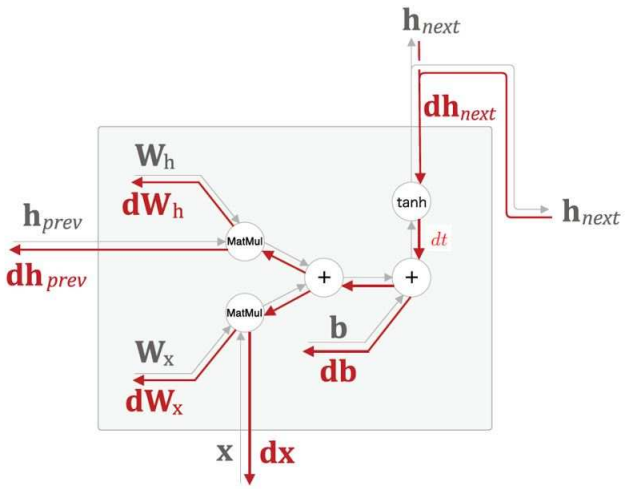
2. (1번 문제 계속) 다음은 RNN층의 계산 그래프이다. 시각 $t = 1$에서 흘러들어온 hidden state에 관한 두 미분의 합이

$$\frac{\partial L}{\partial h_1} = [4, 4]$$

일 때, 계산 그래프를 이용하여 미분

$$\frac{\partial L}{\partial W_h}, \qquad \frac{\partial L}{\partial h_0}, \qquad \frac{\partial L}{\partial W_x}, \qquad \frac{\partial L}{\partial x_1} \qquad \frac{\partial L}{\partial b}$$

의 값을 구하시오.

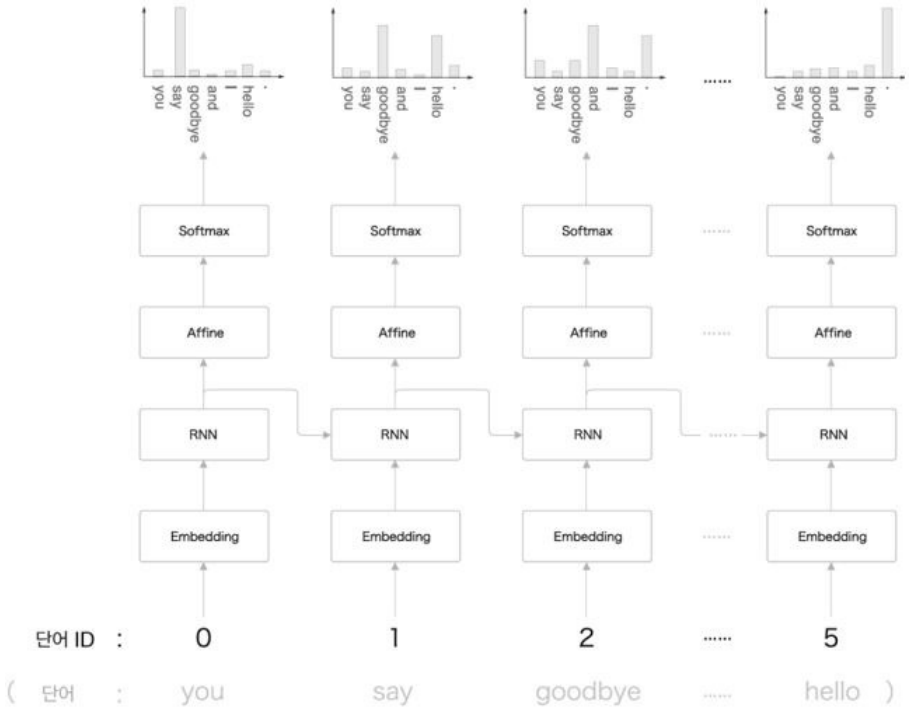


3. Embedding층의 가중치 행렬 W_e, RNN층의 가중치 행렬 W_x, W_h, 편향벡터 b_r, Affine층의 가중치 행렬 W_a, 편향벡터 b_a가

$$W_e = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 \\ 1 & -2 \\ 1/2 & -1 \\ 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 1 & 3 \\ 3 & 1 \end{pmatrix}, \quad W_x = \begin{pmatrix} \log 6 & \log 4 \\ \log 2 & \log 2 \end{pmatrix}, \qquad W_h = \begin{pmatrix} -\log 3 & \log 3 \\ 3\log 2 & 0 \end{pmatrix}, \qquad b_r = [0, 0]$$

$$W_a = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 5 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 0 & 4 & 2 & 10 \end{pmatrix}, \qquad b_a = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

인 다음과 같은 RNN 언어 모델을 생각하자. you, say, goodbye를 차례로 입력했을때 언어모델이 다음에 등장할 단어로 예측하는 상위 스코어 3개 단어를 쓰시오.



4. 데이터에 대한 가중치 행렬 W_x, hidden state에 대한 가중치 행렬 W_h, 편향 벡터 b가 각각

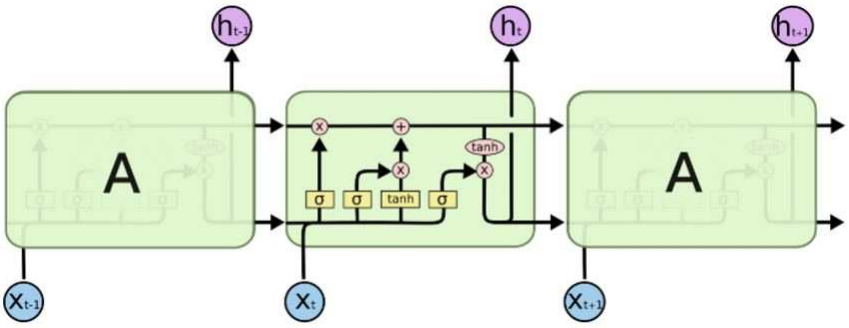
$$W_x^{(f)} = W_x^{(i)} = W_x^{(g)} = W_x^{(o)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$
$$W_h^{(f)} = W_h^{(i)} = W_h^{(g)} = W_h^{(o)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix},$$
$$b^{(f)} = b^{(i)} = b^{(g)} = b^{(o)} = [0, 0]$$

인 다음과 같은 LSTM층을 생각하자. 여기서 윗첨자 $(f), (i), (g), (o)$는 각각 forget gate, input gate, RNN 변환, output gate의 parameter임을 의미한다. 입력된 데이터 x_t와 전 시각의

LSTM층에서 들어온 hidden state h_{t-1}, cell state c_{t-1}이

$$x_t = [\log 2, 0], \qquad h_{t-1} = [0, \log 3], \qquad c_{t-1} = [\frac{9}{10}, \frac{4}{5}]$$

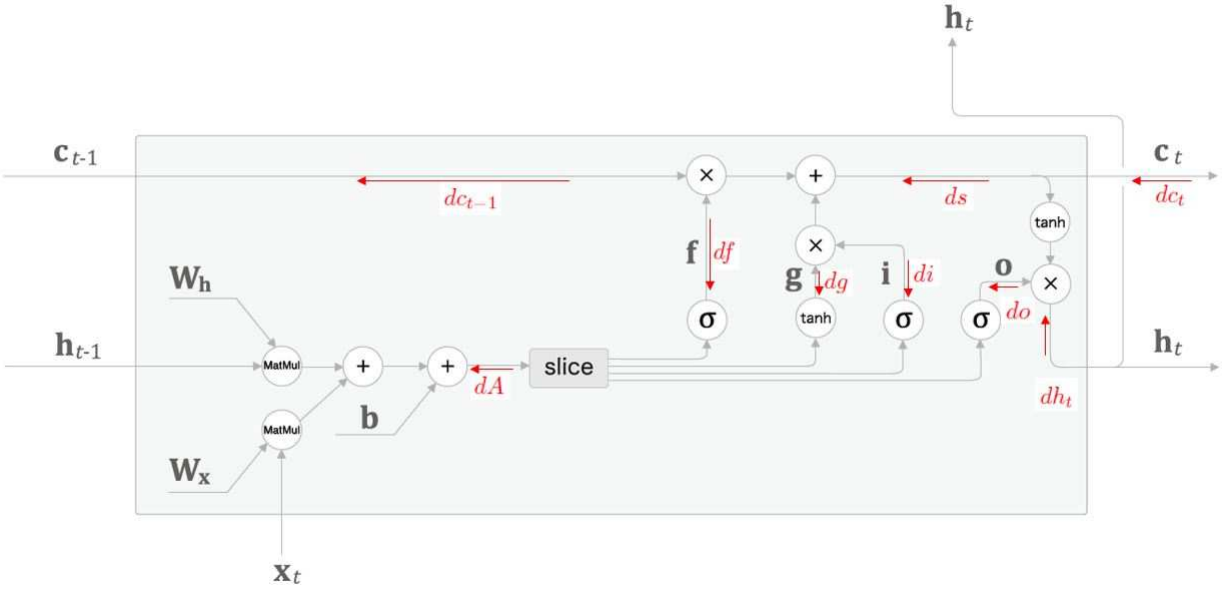
와 같을 때 다음 시각의 LSTM층에 전달할 hidden state h_t와 cell state c_t를 구하시오.



5. (5번 문제 계속) 다음은 LSTM층의 계산 그래프이다. 흘러들어온 hidden state에 관한 두 미분의 합 dh_t와 cell state에 관한 미분 dc_t가

$$dh_t = [0, 4], \qquad dc_t = [30, 19]$$

와 같을 때, 계산그래프를 이용하여 dc_{t-1}과 slice노드가 밑으로 흘려보내는 미분 dA 를 구하시오.



6. (i) 다음은 RNN을 구현하는 클래스이다. 5개의 빈 칸을 순서대로 채우시오.

```
class RNN:
    def __init__(self, Wx, Wh, b):
        self.params = [Wx, Wh, b]
        self.grads = [np.zeros_like(Wx), np.zeros_like(Wh), np.zeros_like(b)]
```

```
        self.cache = None

    def forward(self, x, h_prev):
        Wx, Wh, b = self.params
        t = np.dot(h_prev, Wh) + np.dot(x, Wx) + b
        h_next = np.[ ]
        self.cache = (x, h_prev, h_next)
        return h_next

    def backward(self, dh_next):
        Wx, Wh, b = self.params
        x, h_prev, h_next = self.cache
        dt = dh_next * [ ]
        db = np.sum(dt, [ ])
        dWh = np.dot([ ], dt)
        dh_prev = np.dot(dt, Wh.T)
        dWx = np.dot([ ], dt)
        dx = np.dot(dt, Wx.T)
        self.grads[0][...] = dWx
        self.grads[1][...] = dWh
        self.grads[2][...] = db
        return dx, dh_prev
```

(ii) 본인 이니셜로 인스턴스를 만들어 1-(ii)번 문제와 2번 문제 답을 출력하는 코드를 작성하시오.

7. (i) 다음은 truncated BTPP를 고려한 RNN을 구현하는 클래스이다. 5개의 빈칸을 순서대로 채우시오.

```
class TimeRNN:
    def __init__(self, Wx, Wh, b, stateful=False):
        self.params = [Wx, Wh, b]
        self.grads = [np.zeros_like(Wx), np.zeros_like(Wh), np.zeros_like(b)]
        self.layers = None
        self.h, self.dh = None, None
        self.stateful = stateful

    def forward(self, xs):
        Wx, Wh, b = self.params
        N, T, D = xs.shape
        D, H = Wx.shape
        self.layers = []
        hs = np.empty([ ], dtype='f')
        if not self.stateful or self.h is None:
            self.h = np.zeros((N, H), dtype='f')
        for t in range(T):
            layer = RNN(*self.params)
            self.h = layer.forward([ ], self.h)
            [ ] = self.h
```

```
            self.layers.append(layer)
        return hs

    def backward(self, dhs):
        Wx, Wh, b = self.params
        N, T, H = dhs.shape
        D, H = Wx.shape
        dxs = np.empty(□, dtype='f')
        dh = 0
        grads = [0, 0, 0]
        for t in reversed(range(T)):
            layer = self.layers[t]
            dx, dh = layer.backward(dhs[:, t, :] □ dh)
            dxs[:, t, :] = dx
        for i, grad in enumerate(layer.grads):
            grads[i] += grad
        for i, grad in enumerate(grads):
            self.grads[i][...] = grad
        self.dh = dh
        return dxs
```

(ii) 본인 이니셜로 인스턴스를 만들어 1-(ii)번 문제 답을 출력하는 코드를 작성하시오.

(iii) 2번 문제에서 추가로 $t = 0$일 때 윗층에서 흘러들어온 미분이 $[1, 2]$이라 하자. 시간별 두 미분의 합

$$\frac{\partial L}{\partial W_h}, \qquad \frac{\partial L}{\partial W_x}, \qquad \frac{\partial L}{\partial b}$$

과 시간별 밑으로 흘려보내는 두 미분

$$\frac{\partial L}{\partial x_0} \qquad \frac{\partial L}{\partial x_1}$$

을 출력하는 코드를 작성하시오.

8. (i) 다음은 LSTM을 구현하는 클래스이다. 5개의 빈칸을 순서대로 채우시오.

```
class LSTM:
    def __init__(self, Wx, Wh, b):
        self.params = [Wx, Wh, b]
        self.grads = [np.zeros_like(Wx), np.zeros_like(Wh), np.zeros_like(b)]
        self.cache = None

    def forward(self, x, h_prev, c_prev):
        Wx, Wh, b = self.params
        N, H = h_prev.shape
        A = np.dot(x, Wx) + np.dot(h_prev, Wh) + b
        f = A[:, :H]
        g = A[:, H:2*H]
        i = A[:, 2*H:3*H]
        o = A[:, 3*H:]
        f = sigmoid(f)
```

```
        g = [      ]
        i = sigmoid(i)
        o = sigmoid(o)
        c_next = [      ]
        h_next = [      ]
        self.cache = (x, h_prev, c_prev, i, f, g, o, c_next)
        return h_next, c_next

    def backward(self, dh_next, dc_next):
        Wx, Wh, b = self.params
        x, h_prev, c_prev, i, f, g, o, c_next = self.cache
        tanh_c_next = np.tanh(c_next)
        ds = dc_next + (dh_next * o) * [      ]
        dc_prev = ds * f
        di = ds * g
        df = ds * c_prev
        do = dh_next * tanh_c_next
        dg = ds * i
        di *= i * (1 - i)
        df *= f * (1 - f)
        do *= o * (1 - o)
        dg *= (1 - g ** 2)
        dA = [      ]((df, dg, di, do))
        dWh = np.dot(h_prev.T, dA)
        dWx = np.dot(x.T, dA)
        db = dA.sum(axis=0)
        self.grads[0][...] = dWx
        self.grads[1][...] = dWh
        self.grads[2][...] = db
        dx = np.dot(dA, Wx.T)
        dh_prev = np.dot(dA, Wh.T)
        return dx, dh_prev, dc_prev
```

(ii) 본인 이니셜로 인스턴스를 만들어 4번 문제와 5번 문제 답을 출력하는 코드를 작성하시오.

9. (i) 다음은 2층 LSTM, dropout, 가중치 공유(weight tying)로 RNN 언어모델을 개선한 클래스 코드이다. 가중치 공유(weight tying)를 염두에 두고 1개의 빈칸을 채우시오.

```
class BetterRnnlm(BaseModel):
    def __init__(self, vocab_size=10000, wordvec_size=650,
                 hidden_size=650, dropout_ratio=0.5):
        V, D, H = vocab_size, wordvec_size, hidden_size
        rn = np.random.randn
        embed_W = (rn(V, D) / 100).astype('f')
        lstm_Wx1 = (rn(D, 4 * H) / np.sqrt(D)).astype('f')
        lstm_Wh1 = (rn(H, 4 * H) / np.sqrt(H)).astype('f')
        lstm_b1 = np.zeros(4 * H).astype('f')
```

```
        lstm_Wx2 = (rn(H, 4 * H) / np.sqrt(H)).astype('f')
        lstm_Wh2 = (rn(H, 4 * H) / np.sqrt(H)).astype('f')
        lstm_b2 = np.zeros(4 * H).astype('f')
        affine_b = np.zeros(V).astype('f')
        self.layers = [
            TimeEmbedding(embed_W),
            TimeDropout(dropout_ratio),
            TimeLSTM(lstm_Wx1, lstm_Wh1, lstm_b1, stateful=True),
            TimeDropout(dropout_ratio),
            TimeLSTM(lstm_Wx2, lstm_Wh2, lstm_b2, stateful=True),
            TimeDropout(dropout_ratio),
            TimeAffine(      , affine_b)
        ]
        self.loss_layer = TimeSoftmaxWithLoss()
        self.lstm_layers = [self.layers[2], self.layers[4]]
        self.drop_layers = [self.layers[1], self.layers[3], self.layers[5]]
        self.params, self.grads = [], []
        for layer in self.layers:
            self.params += layer.params
            self.grads += layer.grads

    def predict(self, xs, train_flg=False):
        for layer in self.drop_layers:
            layer.train_flg = train_flg
        for layer in self.layers:
            xs = layer.forward(xs)
        return xs

    def forward(self, xs, ts, train_flg=True):
        score = self.predict(xs, train_flg)
        loss = self.loss_layer.forward(score, ts)
        return loss

    def backward(self, dout=1):
        dout = self.loss_layer.backward(dout)
        for layer in reversed(self.layers):
            dout = layer.backward(dout)
        return dout

    def reset_state(self):
        for layer in self.lstm_layers:
            layer.reset_state()
```

(ii) 학습이 끝난 언어모델을 불러와 텍스트

The global company Honda produces cars in

의 다음에 등장할 단어로 예측되는 상위 스코어 10개 단어를 출력하려 한다. 다음 코드를 이어서 완성하시오.

```
model = BetterRnnlm()
```

```
model.load_params()
corpus, word_to_id, id_to_word = ptb.load_data('train')
text = "The global company Honda produces cars in"
```

10. 다음은 seq2seq를 구현하는 클래스이다. 5개의 빈칸을 순서대로 채우시오.

```
class Seq2seq(BaseModel):
    def __init__(self, vocab_size, wordvec_size, hidden_size):
        V, D, H = vocab_size, wordvec_size, hidden_size
        self.encoder = Encoder(V, D, H)
        self.decoder = Decoder(V, D, H)
        self.softmax = TimeSoftmaxWithLoss()
        self.params = self.encoder.params + self.decoder.params
        self.grads = self.encoder.grads + self.decoder.grads

    def forward(self, xs, ts):
        decoder_xs, decoder_ts = ts[:, [     ]], ts[:, [     ]]
        h = self.encoder.forward(xs)
        score = self.decoder.forward(decoder_xs, h)
        loss = self.softmax.forward(score,decoder_ts)
        return loss

    def backward(self, dout=1):
        dout = self.[     ].backward(dout)
        dh = self.[     ].backward(dout)
        dout = self.[     ].backward(dh)
        return dout

    def generate(self, xs, start_id, sample_size):
        h = self.encoder.forward(xs)
        sampled = self.decoder.generate(h, start_id, sample_size)
        return sampled
```