⊚Wo	rd2vec
-----	--------

=====

目次:

1.CBOWモデルの実装

【要約】

- ・Word2vec:単語の文字列をベクトル表現にする方法。
- ・①自然言語からボキャブラリを作成(IDへ変換) \rightarrow ②one-hotベクトル表現に変換 \rightarrow ③ボキャブラリ×任意の単語ベクトル次元で重み行列が誕生(\Rightarrow 分散表現)
- ・CBOWモデル:コンテキストからターゲットを推測することを目的としたニューラルネットワーク。
 - →CBOWモデルをできるだけ正確な推測ができるように訓練することで、単語の分散表現を獲得できる。

=====

1.CBOWモデルの実装

In [3]:

```
import sys
sys. path. append ('..')
from common.np import * # import numpy as np
from common. layers import Embedding
from ch04.negative_sampling_layer import NegativeSamplingLoss
class CBOW:
    def __init__(self, vocab_size, hidden_size, window_size, corpus):
       V, H = vocab_size, hidden_size
       # 重みの初期化
       W_in = 0.01 * np. random. randn(V, H). astype('f')
       W_{out} = 0.01 * np. random. randn(V, H). astype('f')
       # レイヤの生成
       self. in layers = []
       for i in range(2 * window size):
           layer = Embedding(W_in) # Embeddingレイヤを使用
           self. in_layers. append(layer)
        self.ns_loss = NegativeSamplingLoss(W_out, corpus, power=0.75, sample_size=5)
       # すべての重みと勾配をリストにまとめる
        layers = self. in_layers + [self. ns_loss]
       self.params, self.grads = [], []
       for layer in layers:
           self.params += layer.params
           self.grads += layer.grads
       # メンバ変数に単語の分散表現を設定
       self.word_vecs = W_in
    def forward(self, contexts, target):
       h = 0
       for i, layer in enumerate(self.in_layers):
           h += laver. forward(contexts[:, i])
       h *= 1 / len(self.in_layers)
        loss = self.ns_loss.forward(h, target)
        return loss
    def backward(self, dout=1):
       dout = self. ns_loss. backward(dout)
       dout *= 1 / len(self.in_layers)
        for layer in self.in_layers:
           layer, backward (dout)
       return None
```

- →計算の高速化のために、EmbeddingレイヤとNegative Samplingの手法を導入。
- ・ 学習の実行

In []:

```
import sys
sys. path. append ('..')
from common import config
# GPUで実行する場合は、下記のコメントアウトを消去 (要cupy)
# =======
# config. GPU = True
# ========
from common.np import *
import pickle
from common trainer import Trainer
from common.optimizer import Adam
from cbow import CBOW
from skip_gram import SkipGram
from common.util import create_contexts_target, to_cpu, to_gpu
from dataset import ptb
# ハイパーパラメータの設定
window size = 5
hidden size = 100
batch size = 100
max\_epoch = 10
# データの読み込み
corpus, word to id, id to word = ptb. load data('train')
vocab_size = len(word_to_id)
contexts, target = create contexts target(corpus, window size)
if config. GPU:
   contexts, target = to_gpu(contexts), to_gpu(target)
# モデルなどの生成
model = CBOW(vocab_size, hidden_size, window_size, corpus)
# model = SkipGram(vocab size, hidden size, window size, corpus)
optimizer = Adam()
trainer = Trainer (model. optimizer)
# 学習開始
trainer.fit(contexts, target, max_epoch, batch_size)
trainer.plot()
# 後ほど利用できるように、必要なデータを保存
word_vecs = model.word_vecs
if config. GPU:
   word vecs = to cpu(word vecs)
params = \{\}
params['word vecs'] = word vecs. astype(np. float16)
params['word to id'] = word to id
params['id_to_word'] = id_to_word
pkl_file = 'cbow_params.pkl' # or 'skipgram_params.pkl'
with open(pkl_file, 'wb') as f:
   pickle. dump (params, f, -1)
```

→学習の完了には時間を要す。

In []:			