

Part 1, Differentiate LSTM

Requirements

1.

Handwritten mathematical derivations for differentiating LSTM equations. The equations are as follows:

$$\begin{aligned}\frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \text{diag}[\tanh(c_t)] \\ \frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \text{diag}[\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t))] \\ \frac{\partial h_t}{\partial f_t} &= \text{diag}[\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot c_t] \\ \frac{\partial h_t}{\partial i_t} &= \text{diag}[\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot \tilde{c}_t] \\ \frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \text{diag}[\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot i_t] \\ \frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \text{diag}[\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot f_t] \\ \frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \tanh(c_t) \odot \sigma_t \odot (1 - \sigma_t) \odot W_o \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot c_t \odot f_t \odot (1 - f_t) \odot W_f \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot \tilde{c}_t \odot i_t \odot (1 - i_t) \odot W_i \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot i_t \odot (1 - \tilde{c}_t) \odot W_c \\ \frac{\partial h_t}{\partial c_t} &= \tanh(c_t) \odot \sigma_t \odot (1 - \sigma_t) \odot W_o \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot c_t \odot f_t \odot (1 - f_t) \odot W_f \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot \tilde{c}_t \odot i_t \odot (1 - i_t) \odot W_i \\ &+ \sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot i_t \odot (1 - \tilde{c}_t) \odot W_c \\ \frac{\partial h_t}{\partial W_o} &= (\tanh(c_t) \odot \sigma_t \odot (1 - \sigma_t)) * z^T \\ \frac{\partial h_t}{\partial W_f} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot c_t \odot f_t \odot (1 - f_t)) * z^T \\ \frac{\partial h_t}{\partial W_i} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot \tilde{c}_t \odot i_t \odot (1 - i_t)) * z^T \\ \frac{\partial h_t}{\partial W_c} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot i_t \odot (1 - \tilde{c}_t)) * z^T \\ \frac{\partial h_t}{\partial b_o} &= (\tanh(c_t) \odot \sigma_t \odot (1 - \sigma_t)) \\ \frac{\partial h_t}{\partial b_f} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot c_t \odot f_t \odot (1 - f_t)) \\ \frac{\partial h_t}{\partial b_i} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot \tilde{c}_t \odot i_t \odot (1 - i_t)) \\ \frac{\partial h_t}{\partial b_c} &= (\sigma_t \odot (1 - \tanh^2(c_t)) \odot i_t \odot (1 - \tilde{c}_t))\end{aligned}$$

2.

将从开始到该时刻的所有对该参数的偏导数值累加起来，就是对这个参数的偏导数值的最终结果。

需要记录计算所需要的参数在各个时刻的值。

Part 2, Autograd Training of LSTM

Requirements

1.

不能全部初始化为 0 的原因：

如果把模型或者层的参数全部初始化为 0，就会导致在前向传播中计算出来的所有参数值都相同，包括隐含层、输出层的所有参数，当在反向传播更新参数的时候，就会出现损失函数对所有参数的偏导数都相同的情况，即更新值也是相同的，即更新之后的参数也是相同的。以此类推，无论进行多少轮前向传播和反向传播，整个模型的参数值都不会产生变化。在一个模型中，如果所有的节点都具有相同的参数值，就意味着它们在计算同一个特征，整个模型就会变得和只有一个节点一样，这样模型就失去了学习不同特征的能力，所以不能将模型的所有参数都初始化为 0。

模型参数初始化的方法：

可以让模型的参数满足 0 到 1，或者 -x 到 x 之间的正态分布。

2.

训练之后的 perplexity: 163.39779

月色不可見，山中有路難。

月色不可見，山中有路難。

月明月
明月

月明月明月明月明月明月明月明月明月明月明月明月

Adam:

perplexity:

310.47545

result:

日日臨風起，春風吹柳絲。

紅芳草色如霜雪，春風吹柳絲。

山上客心在，春風吹柳絲。

夜久花落盡，春風吹柳絲。

湖上春風吹，春風吹柳絲。

海上春風吹，春風吹柳絲。

月上宮花發，春風吹柳絲。

Hyperparameter and training setting

|V|:6824

bs:200

sl:

hs:256

ls:determined by the length of poem

README

dataset/（运行 **train.py** 后生成）

在 **GitHub** 上下载的全唐诗数据集，数据格式为 **json**。

lstm_numpy/

使用 **numpy** 实现 **BP** 的 **lstm**，编写了一个测试函数，使用这个 **lstm** 拟合了一个输入序列。

create_dataset.py

实现了从 **GitHub** 上 clone 全唐诗数据集(src:<https://github.com/jackeyGao/chinese-poetry.git>)、处理 **json** 文件、处理唐诗、获得诗表的四个函数。

rnn.py

创建了模型类 **RNN**。先基于 **torch.nn.Module** 实现了 **LSTM**，然后基于 **LSTM** 创建了模型类。整个网络有一个 **embedding** 层、一个 **lstm** 层、一个 **linear** 层、一个 **softmax** 层。

data_process.py

用来处理数据，三个函数的输入都为（诗，单词表），输出是输入张量、目标张量和训练数据。

train.py

用来训练模型。先产生了诗表和单词表，然后进行训练。**注意开始运行时会需要几分钟的时间，因为需要从 GitHub 上 clone 全唐诗数据集。**训练过程会输出当前 **epoch**、**loss**，验证集上的 **loss**、**perplexity** 和运行时间。每个 **epoch** 结束后都会保存当前模型，保存命名是：**rnn_(epoch)_(perplexity)_(optimizer).pt**。

test.py

用来测试。使用方法是先在 **rnn = torch.load(...)** 中输入希望导入的模型文件名，然后在 **print(test(...))** 中输入希望作为开头的汉字。**注意因为所使用的数据集时繁体数据集，所以开头字需要使用繁体，实际上只需要将“红”改成“紅”。**