北京航空航天大学计算机学院

硕士学位论文开题报告

题　　目：基于神经网络的语言模型的性能优化研究

专　　业：计算机科学与技术

研究方向：自然语言处理

研 究 生：姜 楠

学　　号：SY1506330

指导教师：荣文戈

北京航空航天大学计算机学院

2016 年 12 月 20 日

目录

0.1 论文选题的背景与意义

近年来，随着 Web2.0 的兴起，互联网上的数据急剧膨胀。根据国际数据公司（IDC）的统计和预测，2011 年全球网络数据量已经达到 1.8ZB，到 2020 年，全球数据总量预计还将增长 50 倍。大量无标注数据的出现，也让研究人员开始考虑，如何利用算法从这些大规模无标注的文本数据中自动挖掘规律，得到有用的信息。2006 年, Hinton 提出的深度学习 [Hinton and Salakhutdinov(2006)]，为解决这一问题带来了新的思路。在之后的发展中，基于神经网络的表示学习技术开始在各个领域崭露头角。尤其在图像和语音领域的多个任务上，基于表示学习的方法在性能上均超过了传统方法。

近年来，深度学习逐渐在自然语言处理中得到应用. 研究者提出用神经网络 (Neural Network, NN) 来训练语言模型并进行了相关探索 [Bengio et al.(2000)]. 其中，基于循环神经网络的语言模型建模方法引起了研究者极大的兴趣 [3]. 网络通过学习能够将当前词的历史信息存储起来，以词的整个上下文作为依据，来预测下一个词出现的概率，克服了 n-gram 语言模型无法利用语句中长距离上下文信息的缺点. 另外，在模型训练的过程中，由于词的历史信息被映射到低维连续空间，语义相似的词被聚类，在语料中出现次数较少的词仍然能够得到很好的训练，不再需要额外的数据平滑技术. 迄今为止，采用 (Recurrent Neural Network, RNN) 训练的语言模型在模型困惑度 (Perplexity, PPL) 和识别系统的识别率上都取得了最好的效果 [4]. RNN 建模方法虽然表现出极大的优越性，却以牺牲计算复杂度为代价. 若训练大规模的文本语料，则需要花费很长的时间，制约了 RNN 语言模型训练效率. 为克服这一不足，文献 [5] 提出了多种优化策略来降低网络的计算复杂度，如缩短模型训练周期、减少训练数据集的规模、降低训练词典的大小、减少隐含层的节点数等，这些方法都在一定程度上降低了网络的运算量，提高了模型的训练效率，但同时也牺牲了较多的模型性能. 另外，在网络结构层面上，文献 [Brown et al.(1992)] 研究了一种基于分类的循环神经网络 (Class-based RNN) 结构，网络的输出层被分解为两部分，增加的一部分称为分类层，从结构上降低了整个网络的计算复杂度，使得模型训练效率有了一定的提升且模型性能没有大的变化. 然而，在大词汇量连续语音识别系统中，采用此结构训练大规模语料语言模型仍需要花费大量时间. 因此，模型训练效率有待进一步优化.

因此探讨研究语言模型的大词表问题，是目前理论应用到实际过程中必须要克服的问题。我们当然可以通过配置高性能服务器来暂时延缓该问题的后果，

但是一旦应用到大数据集上，即使是目前最好的 CPU 或者 GPU，仍然需要三五天时间才能训练完善。应此，在保证原有模型的准确率的目的下，如何提高模型的训练速度是我们主要讨论的内容。为此我们讨论了三个不同的方向：一种是通过采样技术 (Importance Sampling) 来减少必要的训练时间; 一种是通过基于分类的多元分类 (class-based hierarchical softmax, cHSM) 来加速模型; 最后一种是采用基于树模型的多层二元分类模型 (tree-based hierarchical softmax, tHSM).

同时，我们还需要针对 CPU 和 GPU 设备分别进行探讨。因为传统的线性运算模型在流行的 GPU 并行运算方案中并不适用，所欲需要结合不同的运算设备分别讨论可行的方案。

0.2 国内外研究现状及发展动态

基于神经网络的分布表示一般称为词向量、词嵌入（word embedding）或分布式表示（distributed representation）[116]。神经网络词向量表示技术通过神经网络技术对上下文，以及上下文与目标词之间的关系进行建模。由于神经网络较为灵活，这类方法的最大优势在于可以表示复杂的上下文。在前面基于矩阵的分布表示方法中，最常用的上下文是词。如果使用包含词序信息的 n-gram 作为上下文，当 n 增加时，n-gram 的总数会呈指数级增长，此时会遇到维数灾难问题。而神经网络在表示 n-gram 时，可以通过一些组合方式对 n 个词进行组合，参数个数仅以线性速度增长。有了这一优势, 神经网络模型可以对更复杂的上下文进行建模，在词向量中包含更丰富的语义信息。神经网络模型主要包括：传统前向传递神经网络 (Feed Forward Neural Network, FFNN)、循环神经网络 (Recurrent Neural Network,RNN) 建模方案。

另外针对大词表问题，主要可以分为以下两种策略：基于类别的多元分类模型 (class-based hierarchical softmax, cHSM) 和基于二叉树的二元分类模型 (class-based hierarchical softmax, tHSM)，我们分别在下面详细讨论和介绍。

0.2.1 语言模型简介

语言模型可以对一段文本的概率进行估计，对信息检索、机器翻译、语音识别等任务有着重要的作用。形式化讲，统计语言模型的作用是为一个长度为 m 的字符串确定一个概率分布 $P(w_1; w_2; \cdots; w_m)$，表示其存在的可能性，其中 w_1 到 w_m 依次表示这段文本中的各个词。一般在实际求解过程中，通常采用下式计

算其概率值：

$$P(w_1;w_2;\cdots;w_m)=P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1;w_2)\cdots P(w_i|w_1;w_2;\cdots;w_{i-1}) \\ \cdots P(w_m|w_1;w_2;\cdots;w_{m-1}) \tag{1}$$

在实践中，如果文本的长度较长，公式1右部 $\cdots P(w_m|w_1;w_2;\cdots;w_{m-1})$ 的估算会非常困难。因此，研究者们提出使用一个简化模型：n 元模型（n-gram model）。在 n 元模型中估算条件概率时，距离大于等于 n 的上文词会被忽略，也就是对上述条件概率做了以下近似：

$$P(w_i|w_1;w_2;\cdots;w_{i-1})\approx P(w_i|w_{i-(n-1)};\cdots;w_{i-1}) \tag{2}$$

当 $n=1$ 时又称一元模型（unigram model），公式2 右部会退化成 $P(w_i)$，此时，整个句子的概率为：$P(w_1;w_2;\cdots;wm)=P(w_1)P(w_2)\cdots P(w_m)$。从式中可以知道，一元语言模型中，文本的概率为其中各词概率的乘积。也就是说，模型假设了各个词之间都是相互独立的，文本中的词序信息完全丢失。因此，该模型虽然估算方便，但性能有限。

当 n = 2 时又称二元模型（bigram model），将 n 代入公式2 中，右部为 $P(w_i|w_{i-1})$。常用的还有 n = 3 时的三元模型（trigram model），使用 $P(w_i|w_{i-2};w_{i-1})$ 作为近似。这些方法均可以保留一定的词序信息。

0.2.2 上下文信息的建模策略

上下文信息建模策略主要的思路包括: 传统前向传递神经网络 (Feed Forward Neural Network, FFNN)、循环神经网络 (Recurrent Neural Network,RNN) 建模方案。以下我们一一探讨。

神经网络对参数进行高度共享，因此对低频词具有天然的平滑能力。神经网络语言模型 (Neural Network Language Model, NNLM) 的最早由 Bengio 等人在 2001 年提出 [Bengio et al.(2000)], 近年来一些学者开始展开这方面的研究，并取得一系列成果，如 [Baroni et al.(2014), Bell and Koren(2007), Bengio et al.(2013), Bengio et al.(1994)], 但总体而言, 对 NNLM 的研究还处在起步阶段。具体而言，NNLM 通过一个多层感知网络 (MultiLayer Perceptron, MLP) 来计算 2 式中概率。

图 1 给出一个典型的 NNLM 语言模型。神经网络语言模型采用普通的三层前馈神经网络结构，其中第一层为输入层。Bengio 提出使用各词的词向量作为

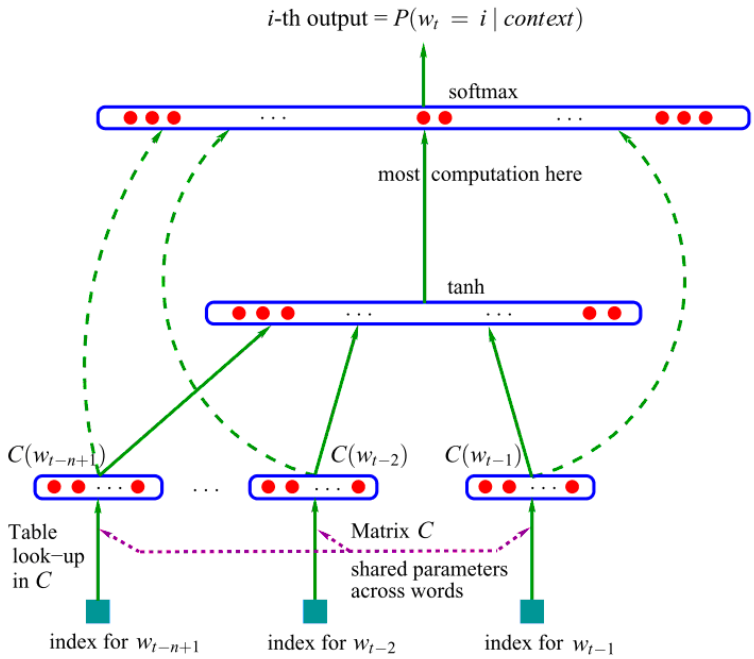

图 1: 前馈神经网络语言模型

输入以解决数据稀疏问题，因此输入层为词 $w_{i-(n-1)};\cdots;w_{i-1}$ 的词向量的顺序拼接：

$$x = [e(w_{i-(n-1)};\cdots;e(w_{i-2});e_{(w_{i-1})}] \tag{3}$$

当输入层完成对上文的表示 x 之后，模型将其送入剩下两层神经网络，依次得到隐藏层 h 和输出层 y：

$$\begin{aligned} h &= \tanh(b(1) + Hx) \\ y &= b(2) + Wx + Uh \end{aligned} \tag{4}$$

其中 $H \in \mathbb{R}^{|h|\times(n-1)|e|}$ 为输入层到隐藏层的权重矩阵，$U \in \mathbb{R}^{|\mathrm{V}|\times(n-1)|h|}$ 为隐藏层到输出层的权重矩阵，$|\mathrm{V}|$ 表示词表的大小，$|e|$ 表示词向量的维度，$|g|$ 为隐藏层的维度。$b(1), b(2)$ 均为模型中的偏置项。矩阵 $W \in \mathbb{R}^{|\mathcal{V}|\times(n-1)|e|}$ 表示从输入层到输出层的直连边权重矩阵。由于 W 的存在，该模型可能会从非线性的神经网络退化成为线性分类器。Bengio 等人在文中指出，如果使用该直连边，可以减少一半的迭代次数；但如果没有直连边，可以生成性能更好的语言模型。因此在后续工作中，很少有使用输入层到输出层直连边的工作，下文也直接忽略这一项。如果不考虑 W 矩阵，整个模型计算量最大的操作，就是从隐藏层到输出层的矩阵运算 Uh，后续的模型均有对这一操作的优化

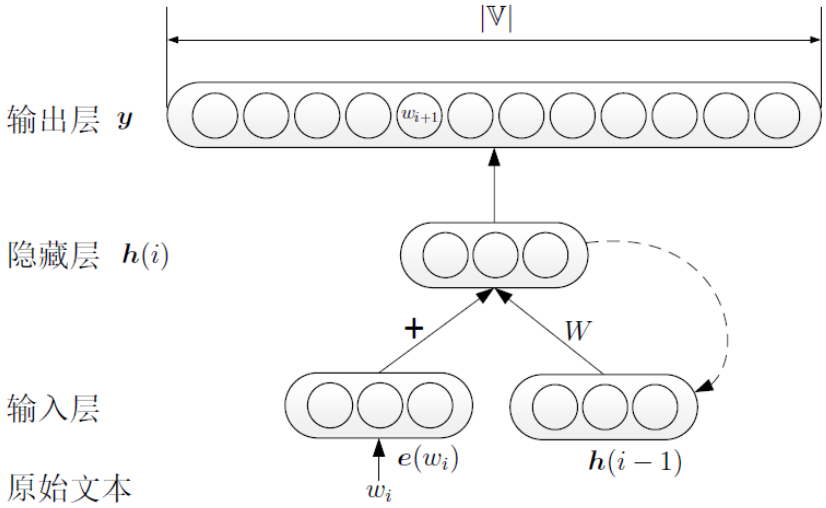

图 2: 循环神经网络语言模型（RNNLM）模型结构图

Mikolov 等人提出的循环神经网络语言模型 (Recurrent Neural Network based Language Model，RNNLM) 则直接对 $P(w_i|w_1; w_2; \cdots; w_{i-1})$ 进行建模，而不使用公式 2对其进行简化 [Mikolov(2012), Mikolov et al.(2010)] 。因此，RNNLM 可以利用所有的上文信息，预测下一个词，其模型结构如图 2 所示。

RNNLM 的核心在于其隐藏层的算法:

$$h(i) = \phi(e(w_i) + Wh(i-1)) \tag{5}$$

其中，ϕ 非线性激活函数。但与 NNLM 不同，RNNLM 并不采用 n 元近似，而是使用迭代的方式直接对所有上文进行建模。在公式5 中，h(i) 表示文本中第 i 个词 w_i 所对应的隐藏层，该隐藏层由当前词的词向量 $e(w_i)$ 以及上一个词对应的隐藏层 $h(i-1)$ 结合得到。

隐藏层的初始状态为 $h(0)$，随着模型逐个读入语料中的词 $w_1; w_2; \cdots$, 隐藏层不断地更新为 $h(1); h(2); \cdots$ 。根据公式5，每一个隐藏层包含了当前词的信息以及上一个隐藏层的信息。通过这种迭代推进的方式，每个隐藏层实际上包含了此前所有上文的信息，相比 NNLM 只能采用上文 n 元短语作为近似，RNNLM 包含了更丰富的上文信息，也有潜力达到更好的效果。RNNLM 的输出层计算方法与 NNLM 的输出层一致。

0.2.3 多元分类模型

传统的多元分类模型 (Softmax):

$$\hat{y}_i = \frac{\exp(o_i)}{\sum_j \exp(o_j)} \tag{6}$$

其中由于分母是正则项，一旦词表扩大，每次迭代更新都需要计算这一项，是主要的问题所在，所以本课题拟在主要解决该问题所导致的计算费时的问题，在保证计算精度不下降的情况下，提高模型的训练速度。目前主要的策略分为：基于类别的多元分类模型 (class-based hierarchical softmax, cHSM) 和基于二叉树的二元分类模型 (class-based hierarchical softmax, tHSM).

假设语料中的每一个词样本属于且只属于一个类，在此基础上计算词样本在语料中的分布时，可以先计算类的概率分布，然后在所属类上计算当前词的概率分布，于是可将式 (3) 转化为

$$p(w_i|h_i) = p(c(t)|h(t))p(w_i|c(t)) \tag{7}$$

此时，训练一个词样本的计算复杂度正比于:$O = HC$. 式中，C 为语料中所有词的分类数，可根据语料中词的词频进行划分. 当 C 取 1 或取词典大小 V 时，此结构等同于标准的 RNN 结构. 由于 $C \ll V$，通过图 1 结构训练的 softmax 降低了计算复杂度.

Mikolov 曾提出使用基于二叉树的层级 softmax 模型来加速的训练方案，加速比能达到理论的最大速度，但是当时提出的背景是基于 CPU 构建的，如今越来越多的算法随着应用领域的推广，需要在并行度更高的 GPU 上进行计算，因此基于 GPU 进行建模的 tHSM 尚未被研究提及，需要后人研讨。

0.3 论文的研究内容及拟采取的技术方案

0.3.1 对上下文信息建模策略

依照上章节的分析，本章节主要介绍我们实验中所要涉及的模型，主要是各种循环神经网络的变种 [Józefowicz et al.(2015)]: 普通循环神经网络节点、长短记忆网络 (Long shrot-term memory, LSTM) [Sundermeyer et al.(2015)] 和门限记忆节点 (Gated Recurrent Unit, GRU) [Chung et al.(2015)]。LSTM 的计算公式定于如下 [Hochreiter and Schmidhuber(1997)]：

- 输入门: 输入门：控制当前输入 x_t 和前一步输出 h_{t-1} 进入新的 cell 的信息量：

$$i_t = \sigma(W^i x_t + U^i h_{t-1} + b^i)$$

- 忘记门：决定是否清楚或者保持单一部分的状态

$$f_t = \sigma(W^f x_t + U^f h_{t-1} + b^f)$$

- 变换输出和前一状态到最新状态

$$g_t = \phi(W^g x_t + U^g h_{t-1} + b^g)$$

- 输出门: 计算 cell 的输出

$$o_t = \sigma(W^o x_t + U^o h^{t-1} + b^o)$$

- cell 状态更新步骤：计算下一个时间戳的状态使用经过门处理的前一状态和输入：

$$s_t = g_t \odot i_t + s_{t-1} \odot f_t$$

- 最终 LSTM 的输出：使用一个对当前状态的 tanh 变换进行重变换：

$$h_t = s_t \odot \phi(o_t)$$

其中 $\odot$ 代表对应元素相乘 (Element-wise Matrix Multiplication),$\phi(x), \sigma(x)$ 的定义：

$$\phi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{8}$$

GRU 可以看成是 LSTM 的变种，GRU 把 LSTM 中的 forget gate 和 input gate 用 update gate 来替代。把 cell state 和隐状态 h_t 进行合并，在计算当前时刻新信息的方法和 LSTM 有所不同。下图是 GRU 更新 h_t 的过程 [Pezeshki(2015)], 具体定义如下：

- 更新门 z_t: 定义保存多少以前的信息。

$$z_t = \sigma(W^z x_t + U^z h_{t-1})$$

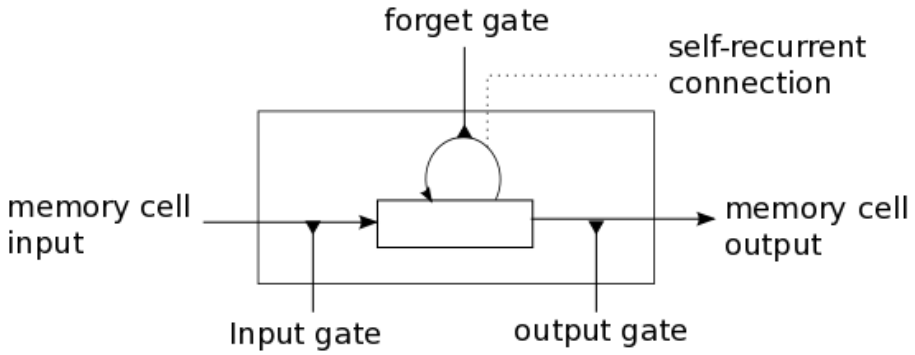

图 3: LSTM 模型

- 重置门 r_t: 决定保留多少输入信息.

$$r_t = \sigma(W^r x_t + U^r h_{t-1})$$

- 节点内部更新值 $\tilde{h}_t$: 其次是计算候选隐藏层 (candidate hidden layer) $\tilde{h}_t$，这个候选隐藏层和 LSTM 中的 $\tilde{c}_t$ 是类似，可以看成是当前时刻的新信息，其中 r_t 用来控制需要保留多少之前的记忆，如果 r_t 为 0，那么 $\tilde{h}_t$ 只包含当前词的信息：

$$\tilde{h}_t = \tanh(W^h x_t + U^h(h_{t-1} \odot r_t))$$

- 隐藏层输出值 h_t: 最后 z_t 控制需要从前一时刻的隐藏层 h_{t-1} 中遗忘多少信息，需要加入多少当前时刻的隐藏层信息 $\tilde{h}_t$，最后得到 htht，直接得到最后输出的隐藏层信息，这里与 LSTM 的区别是 GRU 中没有 output gate：

$$h_t = (1 - z_t) \odot \tilde{h}_t + z_t \odot h_{t-1}$$

如果 reset gate 接近 0，那么之前的隐藏层信息就会丢弃，允许模型丢弃一些和未来无关的信息；update gate 控制当前时刻的隐藏层输出 h_t 需要保留多少之前的隐藏层信息，若 z_t 接近 1 相当于我们之前把之前的隐藏层信息拷贝到当前时刻，可以学习长距离依赖。一般来说那些具有短距离依赖的单元 reset gate 比较活跃（如果 r_t 为 1，而 z_t 为 0 那么相当于变成了一个标准的 RNN，能处理短距离依赖），具有长距离依赖的单元 update gate 比较活跃。

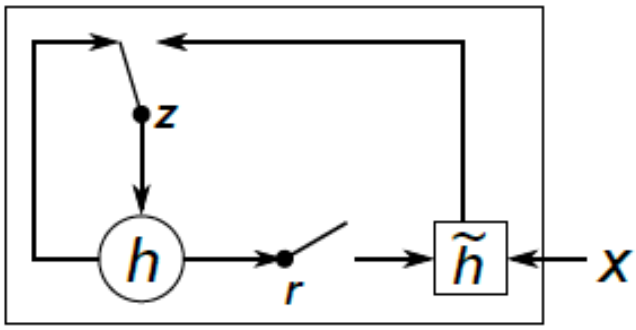

图 4: GRU 模型示意图

0.3.2 对多元分类模型的建模

大词表问题，主要是对 softmax 如何建模的问题。在本课题中，我们探讨 cHSM 和 tHSM 两种不同的方案所带来的影响和优劣。

0.3.3 单词聚类的策略

当我们使用多层分类模型的时候，我们就需要将单词按照模型的架构进行划分。其中对于 cHSM 模型，我们有以下策略可以使用：1) 基于词频划分类别 2) 基于 2-gram 的布朗聚类 (brown clustering) 进行划分.3) 按照 word-embedding 的词向量信息进行聚类。另外，我们还需要注意的是，各个类别可以包含不同的数量的单词，也可以包含数量相同的单词。对于后者，我们考虑的划分模型就是基于交换算法 (Exchange Algorithm), 以此来保证获得近似的最优解。

0.4 关键技术或技术路线

1) 数学背景和理论背景。尽管本实验题目定义范围比较小，但是我们也需要很好的数学理论知识，包括：矩阵论, 概率论。还有，我们还需要极强的阅读外文文献知识和编码实现能力，都是不可或缺的基本要求。

2) 基于 theano 框架的建模方案。因为基于 python 的深度学习库比较完善，适合建模。本实验拟采用 theano 的建模语言，来帮助我们快速建模和调参。Theano 是在 BSD 许可证下发布的一个开源项目，是由 LISA 集团（现 MILA）在加拿大魁北克的蒙特利尔大学（Yoshua Bengio 领导的实验室）开发。它是用一个希腊数学家的名字命名的。Python 的核心 Theano 是一个数学表达式的编译器。它知道如何获取你的结构，并使之成为一个使用 numpy、高效本地库的

非常高效的代码，如 BLAS 和本地代码（C++），在 CPU 或 GPU 上尽可能快地运行。它巧妙的采用一系列代码优化从硬件中攫取尽可能多的性能。如果你对代码中的数学优化的基本事实感兴趣，看看这个有趣的名单。Theano 表达式的实际语法是象征性的，可以推送给初学者用于一般软件开发。具体来说，表达式是在抽象的意义上定义，编译和后期是用来进行计算。它是为深度学习中处理大型神经网络算法所需的计算而专门设计的。它是这类库的首创之一（发展始于 2007 年），被认为是深度学习研究和开发的行业标准。

3) 同时本实验也需要对 linux 的 bash 脚本有一定的熟悉，以方便将模型的数据结果正确的统计和运行模型的开发环境配置。

4) 试验结果图表统计和绘制. 本实验的结果需要精良的语言来控制，而 R 语言的 ggplot2 框架就很适合我们的试验结果图表的绘制工作。

5) 基于 GPU 的 cuda 的模型优化也是我们需要考虑的问题之一。CUDA 技术有下列几个优点：1) 分散读取，代码可以从内存的任意位址读取; 2) 共用内存，CUDA 公开一個快速的共用存储区域（每个处理器 48K），使之在多个进程共用。同时他的缺点可以归纳为：1) CUDA 不支持完整的 C 语言标准。它在 C++ 编译器上运行代码时，会使一些在 C 中合法（但在 C++ 中不合法）的代码无法编译; 2) 双精度浮点与 IEEE754 标准有所差异：倒数、除法、平方根僅支持舍入到最近的偶数。单精度中不支持反常值（denormal）及 sNaN（signaling NaN）；只支持两种 IEEE 舍入模式（舍位与舍入到最近的偶数），这些在每条指令的基础上指定，而非控制字码；除法/平方根的精度比单精度略低。

0.5 论文研究计划

- 2016 年 12 月 ∼ 2017 年 1 月: 整理资料，学习研究语言模型的领域知识;
- 2017 年 2 月 ∼ 2017 年 4 月: 研究学习深度学习模型的知识, 特别是循环神经网络的建模过程;
- 2017 年 5 月 ∼ 2017 年 7 月: 调研并实现解决大词表问题的主要手段, 并实现基本代码框架;
- 2017 年 8 月 ∼ 2017 年 10 月: 实验验证与完善;
- 2017 年 11 月 ∼ 2018 年 3 月: 资料整理和论文撰写.

参考文献

[Hinton and Salakhutdinov(2006)] Hinton G. E., Salakhutdinov R. R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504–507.

[Bengio et al.(2000)] Bengio Y., Ducharme R., Vincent P. A Neural Probabilistic Language Model[A]. Advances in Neural Information Processing Systems 13, Papers from Neural Information Processing Systems (NIPS) 2000, Denver, CO, USA[C]. .[S.l.]: [s.n.] , 2000:932–938, http://papers.nips.cc/paper/1839-a-neural-probabilistic-language-model.

[Brown et al.(1992)] Brown P. F., Pietra V. J. D., Souza P. V., et al. Class-Based n-gram Models of Natural Language[J]. Computational Linguistics, 1992, 18(4):467–479.

[Baroni et al.(2014)] Baroni M., Dinu G., Kruszewski G. Don't count, predict! A systematic comparison of context-counting vs. context-predicting semantic vectors[A]. Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2014, June 22-27, 2014, Baltimore, MD, USA, Volume 1: Long Papers[C]. .[S.l.]: [s.n.] , 2014:238–247, http://aclweb.org/anthology/P/P14/P14-1023.pdf.

[Bell and Koren(2007)] Bell R. M., Koren Y. Lessons from the Netflix prize challenge[J]. SIGKDD Explorations, 2007, 9(2):75–79. http://doi.acm.org/10.1145/1345448.1345465.

[Bengio et al.(2013)] Bengio Y., Courville A. C., Vincent P. Representation Learning: A Review and New Perspectives[J]. IEEE Trans. Pattern Anal.

Mach. Intell., 2013, 35(8):1798–1828. http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2013.50.

[Bengio et al.(1994)] Bengio Y., Simard P. Y., Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1994, 5(2):157–166. http://dx.doi.org/10.1109/72.279181.

[Mikolov(2012)] Mikolov T. Statistical language models based on neural networks[J]. Presentation at Google, Mountain View, 2nd April, 2012.

[Mikolov et al.(2010)] Mikolov T., Karafiát M., Burget L., et al. Recurrent neural network based language model[A]. INTERSPEECH 2010, 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Makuhari, Chiba, Japan, September 26-30, 2010[C]. .[S.l.]: [s.n.] , 2010:1045–1048, http://www.isca-speech.org/archive/interspeech_2010/i10_1045.html.

[Józefowicz et al.(2015)] Józefowicz R., Zaremba W., Sutskever I. An Empirical Exploration of Recurrent Network Architectures[A]. Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015, Lille, France, 6-11 July 2015[C]. .[S.l.]: [s.n.] , 2015:2342–2350, http://jmlr.org/proceedings/papers/v37/jozefowicz15.html.

[Sundermeyer et al.(2015)] Sundermeyer M., Ney H., Schlüter R. From Feedforward to Recurrent LSTM Neural Networks for Language Modeling[J]. IEEE/ACM Trans. Audio, Speech & Language Processing, 2015, 23(3):517–529. http://dx.doi.org/10.1109/TASLP.2015.2400218.

[Chung et al.(2015)] Chung J., Kastner K., Dinh L., et al. A Recurrent Latent Variable Model for Sequential Data[A]. Advances in Neural Information Processing Systems 28: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2015, December 7-12, 2015, Montreal, Quebec, Canada[C]. .[S.l.]: [s.n.] , 2015:2980–2988, http://papers.nips.cc/paper/5653-a-recurrent-latent-variable-model-for-sequential-data.

[Hochreiter and Schmidhuber(1997)] Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735–1780. http://dx.doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[Pezeshki(2015)] Pezeshki M. Sequence Modeling using Gated Recurrent Neural Networks[J]. CoRR, 2015, abs/1501.00299. http://arxiv.org/abs/1501.00299.