**A Spatio-temporal LSTM model for Next POI Recommendation**

**Abstract----**下一个感兴趣的推荐对基于位置的服务提供商和用户都有很大的价值。最近，已经证明递归神经网络（RNN）对顺序推荐任务有效。然而，现有的RNN解决方案很少考虑邻居签入之间的时空间隔，这对于在下一个POI推荐中建模用户登记行为是必不可少的。在本文中，我们提出了一种新的LSTM变体，名为ST-LSTM，它将时间门和距离门实现到LSTM中，以捕获连续签入之间的时空关系。具体地，设计一个时间门和一个距离门以控制短期兴趣更新，并且设计另一个时间门和距离门以控制长期兴趣更新。此外，为了减少参数数量并提高效率，我们进一步将耦合输入和遗忘门与我们提出的模型相结合。最后，我们使用来自各种基于位置的社交网络的四个真实数据集来评估所提出的模型。我们的实验结果表明，我们的模型显着优于下一步POI推荐的最先进方法。

1 Introduction

近年来见证了基于位置的社交网络服务的快速增长，如Foursquare，Facebook Places，Yelp等。这些服务吸引了许多用户与大量积累的地理标记数据共享其位置和体验，例如，截至2017年12月，有5500万用户在Foursquare上生成了超过100亿次签到。这些在线足迹（或签到）提供了解用户移动行为的绝佳机会。例如，我们可以根据历史足迹分析和预测用户下一步的位置。此外，这种分析可以使POI持有者受益于预测下一时期的客户到达。

在文献中，隐因子模型和马尔可夫链等方法在序列数据分析和推荐中得到了广泛的应用。[Rendle et al 2010]提出了分解个性化马尔可夫链（FPMC），它将矩阵分解和马尔可夫链连接在一起，用于下一个篮子推荐。[Cheng et al 2013]扩展了FPMC，为下一个POI推荐嵌入了个性化马尔可夫链和用户移动约束。[He et al 2016]提出了一种统一的基于张量的潜在模型，通过探索每个用户的潜在模式级偏好来捕获连续的登记行为。最近，递归神经网络（RNN）已成功用于建模顺序数据，并成为最先进的方法。[Hidasi等人2015]专注于基于会话的推荐任务的RNN解决方案，其中不存在用户ID，并且仅针对短会话数据进行推荐。[Zhu et al 2017]提出了一种称为Time-LSTM的长短期记忆网络（LSTM）的变体，为LSTM配备时间门以模拟下一项推荐的时间间隔。

然而，上述推荐方法都没有考虑相邻项之间的时间间隔和地理距离，这使得下一个POI推荐不同于其他顺序任务，例如语言建模和下一个篮子推荐系统（RS）。如图1所示，语言建模中的邻居词之间没有时空间隔，下一个篮子RS中的邻居项之间没有距离间隔，而下一个POI中的邻居签到之间存在时间和距离间隔建议。传统的RNN及其变体（例如LSTM和GRU）在以恒定间隔对连续数据的顺序信息进行建模方面表现良好，但不能模拟动态时间和距离间隔，如图1（c）所示。最近的工作ST-RNN [Liu et al 2016a]试图扩展RNN以模拟下一个位置预测的时间和空间背景。为了模拟时间上下文，ST-RNN在每个RNN小区的时间窗口中对多次检入进行建模。同时，ST-RNN分别采用特定时间和距离特定的转换矩阵来表征动态时间间隔和地理距离。因此，ST-RNN可以获得时空顺序推荐的改进。然而，存在一些阻碍ST-RNN成为下一个POI推荐的最佳解决方案的挑战。

首先，ST-RNN可能无法正确地模拟邻居签到的空间和时间关系。ST-RNN采用RNN内的小区隐藏状态之间的时间特定和距离特定的转换矩阵。由于数据稀疏性，ST-RNN无法学习每个可能的连续时间间隔和地理距离，而是将它们分成不连续的区间。其次，ST-RNN是为短期利益而设计的，并不是为长期利益而设计的。[Jannach等人2015]报告称，用户的短期和长期利益对于实现最佳绩效都具有重要意义。这里的短期利益意味着推荐的POI应该取决于最近访问的POI，并且长期兴趣意味着推荐的POI应该取决于所有历史访问的POI。第三，很难为ST-RNN中的不同应用选择合适的时间窗口宽度，因为它不是模拟每层中的一个元素而是模拟固定时间段内的多元素。

为此，在本文中，我们提出了一种新的递归神经网络模型，名为ST-LSTM，用于模拟用户的顺序访问行为。相邻签到的时间间隔和距离间隔分别由时间门和距离门建模。请注意，ST-LSTM模型中有两个时间门和两个距离门。一对时间门和距离门设计用于利用时间和距离间隔来捕获短期兴趣，另一对用于记忆时间和距离间隔以模拟长期兴趣。此外，在[Greff et al。，2017]的启发下，我们使用耦合输入和遗忘门来减少参数数量，使我们的模型更有效。 在四个真实世界数据集上的实验结果显示ST-LSTM显着改善了下一个POI推荐性能。

总之，我们的贡献如下。

* 据我们所知，这是第一次对体系结构下签入之间的时间间隔进行建模，以了解用户的访问行为，以便进行下一次推荐。
* 建议采用ST-LSTM模型，结合精心设计的时间门和距离门，以捕获校验之间的时空间隔信息。因此，ST-LSTM能够同时模拟用户的短期和长期利益。
* 对四个大型真实世界数据集进行了实验，以评估我们提出的模型的性能。我们的实验结果表明，我们的方法优于最先进的方法。

**2 Related Work**

在本节中，我们从两个方面讨论了相关工作，这些方面是POI推荐，并利用神经网络进行推荐。

**2.1 POI Recommendation**

与传统推荐（例如，电影推荐，音乐推荐）不同，POI推荐的特征在于地理信息并且没有明确的评级信息[Ye et al 2011; Lian et al 2014]。此外，其他信息，如社会影响力，时间信息，评论信息以及POI之间的转换，已被用于POI推荐。[Ye et al 2011]将社会影响与基于用户的协同过滤（CF）模型相结合，并通过贝叶斯模型对地理影响进行建模。 [Yuan et al 2013]利用时间偏好来提高解决方案的效率和有效性。 [Kurashima等人2013]提出了一个主题模型，其中POI基于其主题和到目标用户的历史访问POI的距离进行采样。[Liu et al 2016b]利用时间间隔评估利用用户的兴趣及其不断演变的顺序偏好来推荐指定时间段内的POI。

最近提出了下一个POI推荐，作为一般POI推荐的自然延伸，并引起了很大的研究兴趣。研究表明，连续签到之间的连续影响在下一个POI推荐中起着至关重要的作用，因为人类运动呈现出顺序模式。基于张量的模型，名为FPMC-LR，通过整合POI过渡的一阶马尔可夫链和下一个POI推荐的距离约束来提出[Cheng et al 2013]。[He et al 2016]进一步提出了一种考虑用户潜在行为模式影响的基于张量的潜在模型，其由上下文时间和分类信息确定。 [Feng et al 2015]提出了一种个性化排名度量嵌入方法（PRME），用于为下一个POI推荐建模个性化登记序列。 [Xie et al 2016]提出了一种基于图形的嵌入式学习方法，称为GE，它利用二分图在统一优化框架中对上下文因素进行建模。

**2.2 Neural Networks for Recommendation**

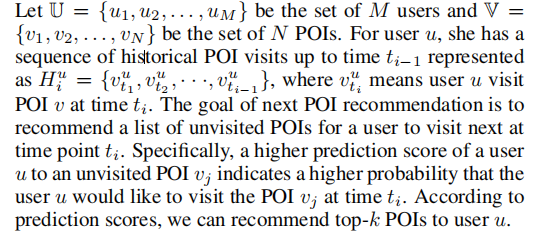
神经网络不仅自然地用于特征学习来模拟用户或项目的各种特征，而且还被探索作为核心推荐模型来模拟用户和项目之间的非线性，复杂的交互[Wang and Wang 2014; 张等人2016]。[Zheng et al 2016]用自回归方法进一步改进了它。 [Yang et al 2017a]提出了一种名为PACE的深度神经结构用于POI推荐，它利用半监督学习的平滑性来减轻协同过滤的稀疏性。[Yang et al 2017b]用名为JNTM的神经网络模型联合建模了社交网络结构和用户的轨迹行为。[Zhang et al 2017]尝试学习用户的下一个运动意图，并结合不同的背景因素来改善下一个POI推荐。[Zhu et al 2017]提出了一个Time-LSTM模型和两个变体，它们为LSTM配备了时间门，以模拟下一个项目推荐的时间间隔。

最近的一项工作提出了一个名为ST-RNN的模型，该模型考虑了空间和时间背景来模拟用户行为以进行下一个位置预测，这与我们的工作密切相关[Liu et al 2016a]。然而，我们提出的ST-LSTM模型在两个方面与ST-RNN显着不同。首先，ST-LSTM为LSTM模型配备时间和距离门，而ST-RNN将时空转换矩阵添加到RNN模型。其次，ST-LSTM很好地模拟了邻居签到之间的时间和距离间隔，以提取长期和短期利益。然而，ST-RNN建议下一个POI仅取决于最近时间窗口中的POI，这可能难以区分短期和长期利益。

**3 Preliminaries**

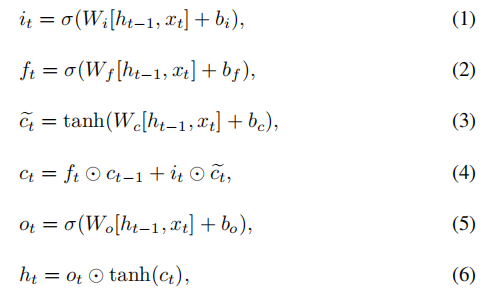
在这一部分中，我们首先给出了下一个推荐的形式化问题定义，然后简要介绍了再推荐。

**3.1 Problem Formulation**



**3.2 LSTM**

LSTM [Hochreiter和Schmidhuber，1997]是RNN的一种变体，能够学习短期和长期的依赖关系。LSTM已成为顺序预测问题的有效且可扩展的模型，并且已对原始LSTM架构进行了许多改进。我们在我们的方法中使用基本的LSTM模型来简化和通用，并且很容易扩展到LSTM的其他变体。LSTM的基本更新方程如下：



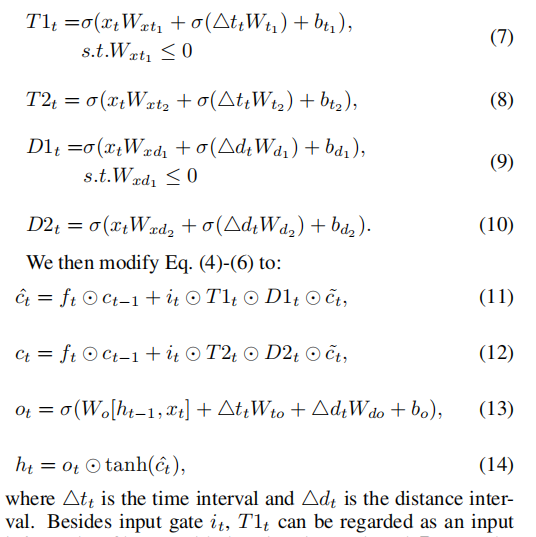
其中，ft，ot表示第t个对象的输入，遗忘和输出门，分别决定要存储，遗忘和输出的信息。 ct是表示细胞状态的细胞激活载体，它是LSTM的关键。xt和ht分别代表输入特征向量和隐藏输出向量。σ表示一个sigmoid层，用于映射0到1之间的值，其中1表示“完全保持这个”，而0表示“完全摆脱这个”。 Wi，Wf，Wo和Wc是门的权重。 bi，bf，bo和bc是相应的偏见。⊙单元状态ct用于记忆用户的一般兴趣，即长期兴趣。 我们设计了一个时间门和一个距离门来控制单元状态ct更新。 T2t首先记忆t然后转移到ct，进一步转移到ct + 1，ct + 2，···。 所以T2t有助于存储4tt以模拟用户的长期兴趣。 以类似的方式，D2t存储4dt并转移到单元状态ct以帮助模拟用户的长期兴趣。 通过这种方式，ct不仅记住用户的历史访问POI的顺序，而且记住邻居POI之间的时间和距离间隔信息，从而捕获用户的长期兴趣。 建模距离间隔可以帮助捕获用户的一般空间兴趣，而建模时间间隔有助于捕获用户的周期性访问行为。单元状态ct用于记忆用户的一般兴趣，即长期兴趣。 我们设计了一个时间门和一个距离门来控制单元状态ct更新。 T2t首先记忆t然后转移到ct，进一步转移到ct + 1，ct + 2，···。 所以T2t有助于存储4tt以模拟用户的长期兴趣。 以类似的方式，D2t存储4dt并转移到单元状态ct以帮助模拟用户的长期兴趣。 通过这种方式，ct不仅记住用户的历史访问POI的顺序，而且记住邻居POI之间的时间和距离间隔信息，从而捕获用户的长期兴趣。 建模距离间隔可以帮助捕获用户的一般空间兴趣，而建模时间间隔有助于捕获用户的周期性访问行为。代表元素（Hadamard）产品。单元状态ct的更新有两个部分。前一部分是由忘记门ft控制的前一个单元状态ct-1，后一部分是根据我们决定添加状态值的比例缩放的新候选值。

**4 Our Approach**

在本节中，我们首先提出了一种时空LSTM模型ST-LSTM，它利用时间和距离间隔来同时模拟用户的短期兴趣和长期兴趣。 然后，我们通过耦合输入和输出门改进ST-LSTM以提高效率。

4.1 Spatio-temporal LSTM

当使用LSTM进行下一个POI推荐时，xt表示用户上次访问的POI，可以利用它来了解用户的短期兴趣。而ct-1包含用户历史访问POI的信息，这反映了用户的长期兴趣。然而，短期兴趣决定下一步的重要程度取决于时间间隔以及最后一个POI与下一个POI之间的地理距离。直观地说，很久以前访问过的POI和远距离的POI对下一个POI几乎没有影响，反之亦然。在我们提出的ST-LSTM模型中，我们使用时间门和距离门来控制上次访问的POI对下一个POI推荐的影响。而且时间门和距离门也可以帮助在单元状态ct中存储时间和距离间隔，这记住了用户的长期兴趣。通过这种方式，我们利用时间和距离间隔来同时模拟用户的短期兴趣和长期兴趣。如图2中的两个虚线红色矩形所示，我们将两个时间门和两个距离门添加到LSTM，分别表示为T1t，T2t，D1t和D2t。 T1t和D1t用于控制最近访问的POI对下一个POI的影响，T2t和D2t用于捕获时间和距离间隔以模拟用户的长期兴趣。 基于LSTM，我们添加时间门和距离门的方程如下：

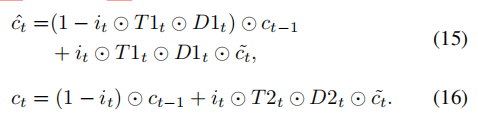
除了输入门之外，T1t可以被视为考虑时间间隔的输入信息滤波器，并且D1t可以被视为考虑距离间隔的另一输入信息滤波器。我们添加一个新的单元格状态ct来存储结果，然后转移到隐藏状态ht并最终影响下一个推荐。这条线，ct被时间门T1t和距离门D1t过滤，并且在当前推荐下输入门。

单元状态ct用于记忆用户的一般兴趣，即长期兴趣。我们设计了一个时间门和一个距离门来控制单元状态ct更新。 T2t首先记忆t然后转移到ct，进一步转移到ct + 1，ct + 2，···。 所以T2t有助于存储t以模拟用户的长期兴趣。以类似的方式，D2t存储t并转移到单元状态ct以帮助模拟用户的长期兴趣。通过这种方式，ct不仅记住用户的历史访问POI的顺序，而且记住邻居POI之间的时间和距离间隔信息，从而捕获用户的长期兴趣。建模距离间隔可以帮助捕获用户的一般空间兴趣，而建模时间间隔有助于捕获用户的周期性访问行为。

通常情况下，距离较近的POI较短，对选择下一个POI的影响较大。为了将这些知识结合到设计的门中，我们在等式(7)和等式(9)中添加约束Wxt1≤0和Wxd1≤0。因此，如果t较小，则根据等式(7)，T1t将更大。以类似的方式，如果t更短，则根据方程(9)，D1t将更大。例如，如果xt和下一个POI之间的时间和距离间隔较小，那么xt更好地表示短期兴趣，因此应该增加其影响。如果tt或dt较大，则xt对新单元状态c的影响较小。在这种情况下，短期利益是不确定的，所以我们应该更多地依赖于长期利益。这就是为什么我们设置两个时间门和两个距离门来区分短期和长期利益更新。

**4.2 Variation of coupled input and forget gates**

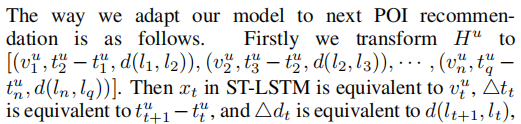
在[Greff et al 2017]的启发下，我们提出另一种版本的ST-LSTM，名为ST-CLSTM，以减少参数数量并提高效率。ST-CLSTM使用耦合输入和忘记门而不是单独决定要忘记什么以及要添加什么新信息，如图3所示。具体来说，我们删除遗忘门，并将Eq(11)和Eq(12)修改为：



由于时间门T1t和距离门D1t被认为是输入滤波器，我们用等式(15)中的(1-it⊙T1t⊙D1t)代替遗忘门。T2t和D2t分别用于存储时间间隔和距离间隔，因此我们在等式(16)中使用(1-it)。

**4.3 Training**

我们调整模型以适应下一个推荐的方法如下。



其中d(·，·)是计算两个地理点之间距离的函数。此外，我们还利用所有用户的行为历史进行学习和推荐。我们利用小批量学习方法，并根据用户现有的历史记录对模型进行训练，直至收敛。模型输出是由ht和vut计算的所有POI上的概率分布。 然后我们采用梯度步骤来根据输出和vut + 1的单热表示来优化损失。我们使用随机梯度下降（SGD）的变量Adam来优化ST-LSTM中的参数，该参数通过对频繁参数执行较小的更新以及针对不频繁参数的较大更新来调整每个参数的学习速率。我们使用[Rakhlin等2012]中描述的投影算子来满足方程(7)中的约束Wt1≤0和方程(9)中的Wd1≤0。如果我们在训练过程中Wt1> 0，我们设置Wt1 = 0.并且参数Wd1以相同的方式设置。

使用随机梯度下降（SGD）优化技术学习LSTM模型的每个权重和时间步长的计算复杂度是O(1)。 因此，LSTM算法非常有效，具有出色的O(W)更新复杂度，其中W是权重数，可以计算为W = nc \* nc \* 4 + ni \* nc \* 4 + nc \* no + nc \* 3，其中nc是存储单元的数量,ni是输入单元的数量,no是输出单元的数量。类似地，ST-LSTM计算复杂度也是O(W)并且可以被计算为W = nc \* nc \* 5 + ni \* nc \* 8 + nc \* no + nc \* 9.我们提出的模型的训练时间为100轮在GPU M6000上进行数据清理后，对四个数据集的训练大约需要10分钟。

**5 Experiments**

在本节中，我们进行实验以评估我们提出的模型ST-LSTM在四个真实世界数据集上的性能。 我们首先简要描述数据集，然后是基线方法。 最后，我们介绍我们的实验结果和讨论。

5.1 Dataset

我们使用四个公共LBSN数据集，这些数据集具有用户的POI交互和POI的位置。表1中列出了四个数据集的统计数据.CA是来自加利福尼亚州家庭的用户的Foursquare数据集，收集于2010年1月至2011年2月，并在[Gao et al 2012]中使用。SIN是从[Yuan et al 2013]使用的Foursquare爬行的新加坡数据集。Gowalla1和Brightkite2是两种广泛使用的LBSN数据集，已在许多相关研究论文中使用。我们消除了四个数据集中少于10个用户访问少于10个签到和POI的用户。然后，我们对每个用户的登记记录进行排序根据时间戳顺序，将前70％作为训练集，其余30％作为测试集。

**5.2 Baseline Methods**

我们将我们提出的模型ST-与下一次推荐的七种有代表性的方法进行了比较。

* **FPMC-LR [Cheng et al 2013]：**它将个性化马尔可夫链与局部区域周围的用户运动约束相结合。它对所有用户的过渡张量矩阵进行分解，并通过计算转移概率来预测下一个位置。
* **PRME-G [Feng et al 2015]：**它利用度量嵌入方法来避免MF的缺点。 具体来说，它将用户和POI嵌入到相同的潜在空间中以捕获用户转换模式。
* **GE [Xie et al 2016]：**它将四个关系图（POI-POI，POI-Region，POI-Time，POI-Word）嵌入共享的低维空间。然后通过这些上下文因素的内积的线性组合来计算推荐分数。
* **RNN [Zhang et al 2014]：**该方法通过标准的循环结构利用用户行为序列中的时间依赖性。
* **LSTM** [Hochreiter和Schmidhuber 1997]：这是RNN模型的变体，它包含一个存储器单元和三个乘法门，以允许长期依赖性学习。
* **GRU [Cho et al 2014]：**这是RNN模型的变体，它配备有两个门来控制信息流。
* **ST-RNN [Liu et al 2016a]：**基于标准RNN模型，ST-RNN将RNN中的单个转移矩阵替换为具有时间特定的转移矩阵和距离特定的转移矩阵，以模拟空间和时间上下文。

**5.3 Evaluation Metrics**

为了评估我们提出的模型ST-LSTM的性能并与上述七个基线进行比较，我们使用两个标准度量Acc @ K和平均平均精度（MAP）。这两个指标通常用于评估推荐结果，例如[Liu et al 2016a; 他等人2016; 谢等人2016]。注意，对于测试集中的实例，如果访问的POI出现在前K个建议POI的集合中，则Acc @ K为1，否则为0。整体Acc @ K计算为所有测试实例的平均值。在本文中，我们选择K = {1,5,10,15,20}来说明Acc @ K的不同结果。

**5.4 Results and Discussions**

**Method Comparison.** 我们提出的模型ST-LSTM和由Acc @ K和MAP评估的四个数据集上的七个基线的性能如表2所示。在我们的实验中，细胞大小和隐藏状态大小设置为128。 对于我们提出的模型，Epochs的数量设置为100，批次大小设置为10。其他基线参数遵循其论文中的最佳设置。从实验结果，我们可以看到以下观察结果：RNN比Markov链方法FPMC-LR和嵌入方法PRME-G表现更好，因为它能够使用RNN细胞建模顺序数据和用户兴趣。与RNN相比，LSTM和GRU都略微提高了性能，因为它们在建立长期利益方面具有优势。GE的结果不利于我们的数据集中缺少社交和文本信息。现有技术方法ST-RNN的性能接近于标准RNN方法，这可能是由于手动设置时间和距离间隔窗口的困难所致。另一个原因可能是窗口的设置不能很好地模拟最近访问的POI和下一个POI的关系。我们的模型ST-LSTM优于四个数据集的所有基线。ST-LSTM的显着改进表明它可以很好地模拟时间和空间背景。这是因为我们添加时间和距离门以将时间和距离间隔集成到模型中。此外，与ST-LSTM相比，ST-CLSTM不仅减少了参数数量，而且还略微提高了性能。

**Effectiveness of Time and Distance Gates.** 我们的ST-CLSTM模型中有两个时间门和两个距离门。我们首先研究时间和距离门对建模时间和距离间隔的有效性。具体地，我们分别在等式(9)和等式(10)中设置D1t = 1和D2t = 1。也就是说，我们关闭两个距离门，只考虑时间间隔。类似地，我们分别在等式(7)和等式(8)中设置T1t = 1和T2t = 1。也就是说，我们关闭两个时间门并仅考虑距离信息。从图4中，我们可以观察到时间门和距离门对两个数据集（即Gowallaand CA）几乎具有相同的重要性。而且，它们都对提高推荐性能至关重要。

我们还研究了时间和距离门对短期和长期利益建模的有效性。我们在方程(8)和方程(10)中设置T2t = 1和D2t = 1，这意味着我们关闭长期兴趣的时间和距离门，并且仅在短期兴趣上激活时间和距离门。类似地，我们在等式(7)和等式(9)中设置T1t = 1和D1t = 1，这意味着我们关闭短期兴趣的时间和距离门。如图4所示，我们可以观察到它们都比原始ST-CLSTM表现更差，这意味着时间和距离间隔不仅对短期利益至关重要，而且对长期利益也很重要。距离间隔可能有助于建模 用户一般空间偏好和时间间隔可以帮助建模用户长期定期行为。

**Performance of Cold Start.** 我们还通过与冷启动用户的其他竞争对手进行比较来评估ST-LSTM的性能。如果用户只访问了几个POI，我们认为用户很冷。具体来说，我们在实验中将用户少于5次作为冷用户。我们在两个数据集（即Gowalla和BrightKite）上进行实验，并使用Acc @ K作为度量指标。如图5所示，我们可以观察到ST-CLSTM在冷启动场景下的所有方法中表现最佳。原因是ST-CLSTM在考虑时间和距离间隔的情况下模拟了长期利益和短期利益。

**Impact of Parameters.** 在标准RNN中，不同的单元尺寸和批量大小可能导致不同的性能。 我们研究了这两个参数对ST-LSTM和ST-CLSTM的影响。我们改变单元尺寸和批量大小，以观察我们提出的两个模型的性能和训练时间。由于空间限制，我们仅显示两个参数对Gowalla数据集的影响。如图6所示，增加单元尺寸可以在Acc @ 10指标方面改进我们的模型，适当的批量大小可以帮助实现最佳性能。单元大小决定了模型的复杂性，而具有更大尺寸的单元可以更好地拟合数据。此外，小批量可能导致局部最优，而较大的批量可能导致我们的两个模型中的参数更新不足。

**6 Conclusions**

在本文中，一个名为ST-LSTM的时空递归神经网络被提出用于下一个POI推荐。在ST-LSTM中使用时间和距离门对相邻签到之间的时间和距离间隔建模。具体地，我们添加了新的小区状态，因此有两个小区状态分别记住用户的短期和长期兴趣。我们设计了时间和距离门来控制用户的短期兴趣更新和另一对门以控制长期兴趣更新，以便改善下一个POI推荐性能。我们进一步耦合时间和距离门以提高ST-LSTM效率。四个大型现实世界数据集的实验结果证明了我们的模型的有效性，其表现优于最先进的方法。在未来的工作中，我们会将更多上下文信息（如社交网络和文本描述内容）合并到模型中，以进一步提高下一个POI推荐的准确性。