**探索个性化地点推荐的地点背景**

**Abstract**

常规位置推荐模型依赖于用户的访问历史，地理影响，时间影响等来推断用户对位置的偏好。然而，系统地建模位置的上下文（即，在该位置之前或之后访问的位置集合）是相对未开发的。在本文中，通过利用Skip-gram模型，我们学习了一个位置的潜在表示来捕捉其上下文的影响。然后提出考虑观察到的用户对位置的偏好的置信度的成对排名损失，以学习用户对个性化前N个位置推荐的潜在表示。此外，我们还通过考虑时间影响来扩展我们的模型。开发基于随机梯度下降的优化算法以适合模型。我们对四个真实数据集进行了全面的实验。实验结果表明，我们的方法明显优于最先进的位置推荐方法。

**1 Introduction**

大多数位置推荐模型建立在协同过滤技术之上，侧重于地理影响等不同方面[Ye et al,2011; Cheng et al,2012; Liu et al,2013a]，时间影响[Gao et al,2013; 袁等人,2013; 2014]和语义影响[Liu and Xiong,2013; Hu and Ester,2013; Liu et al,2013b]。尽管明确地对这些影响进行建模确实显着提高了位置推荐的质量，但是大多数现有模型直接预测用户对位置的偏好而不深入调查位置的上下文，其被定义为在该位置之前或之后立即访问的位置集合。如果未能处理这个问题，建议不仅不准确，而且也不能解释。

考虑连续访问位置的“关系”的现有模型主要依赖于马尔可夫链（即，在对位置序列建模时仅考虑最新位置）[Cheng等人,2013; Chen et al,2011]。然而，实际上，用户在某个位置的访问可能不仅受到她先前访问过的一组位置的影响或反映，而且还受到她在目标位置之后访问的位置的影响或反映。为了更好地理解用户的访问行为，本文试图探讨地点的背景。为此，我们通过利用Skip-gram模型[Mikolov et al,2013a;2013b;2013c]，已广泛应用于各种自然语言处理（NLP）任务。

选择Skip-gram模型的主要原因是传统的推荐方法(例如协作过滤)无法捕获位置的上下文。然而，如果我们将用户连续访问的位置视为反映她的访问模式的轨迹，这类似于她写一句子以表达她的语义含义。因此，可以利用NLP方法来建模用户“移动模式”。 此外，与主题建模等其他NLP方法相比，Skip-gram模型能够准确地模拟目标词的上下文(即周围词)。

具体来说，我们的方法首先按时间顺序对每个用户的访问进行排序。我们将每个位置看作一个单词，每个用户访问的位置都当作一个句子，这样我们就有了一个文档，用句子的集合来表示所有用户访问的地点。所有唯一位置的集合作为位置词汇表。然后，我们应用Skip-gram模型来学习每个单词(即每个位置)的潜在表现形式。本质上，通过结合每个位置的上下文的影响（即，在该位置之前或之后立即访问的一组位置）来学习位置的潜在表示。由于每个用户的访问地点都是按访问时间的顺序排列的，因此对各地点之间的地理影响进行了隐式编码。请注意，尽管在实践中提出建议时，目标位置之后访问的位置是未知的，但仍然可以利用这些信息来训练Skip-gram模型以学习高质量的位置潜在表示。

通过利用位置的潜在表示，我们可以很容易地找到类似的位置来启发式地提出建议。然而，这种表示是从所有用户的访问历史(即全球模式)中学习到的，因此缺乏个性化。为了支持个性化推荐，我们利用潜在因素模型来学习每个用户的潜在表示，以预测她对位置的个性化偏好。向每个用户分配一个潜在因子向量，其中用户被迫与位置共享相同的潜在空间。在文献中，加权近似成对(经)损失。[Weston等人，2010年]是为学习顶级N类推荐任务的潜在因素模型而开发的最有效的损失函数之一。实际上，用户可以多次访问某个位置，因此访问次数是衡量用户喜好的一个重要因素。为了捕捉这一因素，我们提出了C-WARP损失，它引入了学习用户潜在表示法的偏好信心(以访问次数来衡量)。实验结果还表明，本文提出的C-WARP损失可以提高定位推荐精度。

为了支持时间感知的位置建议，我们提出了一种基于C-WARP损失的时间感知扩展。具体来说，在测量用户对某个位置的时间感知偏好时，除了用户对该位置的直接偏好外，我们还考虑了用户对访问时间的偏好，以及相应的位置和时间框架之间的相关性。向每个时间帧分配一个潜在因子向量，该时间帧与用户和位置共享相同的潜在空间。我们开发随机梯度下降（SGD）优化程序以适应模型。 在本文中，虽然对位置的上下文进行了建模，但我们只关注一步到位的位置建议，顺序位置推荐任务[Cheng et al。，2013]被视为近期的工作。