**1、论文题目**

论文题目：DeepMove : Predicting Human Mobility with Attentional Recurrent Networks

作者：Jie Feng, Yong Li, Chao Zhang, Funing Sun, Fanchao Meng, Ang Guo, Depeng Jin

**2、论文内容**

**2.1研究问题**

人类移动行为的预测，是指基于人类的历史移动数据，了解人类的移动模式规律，从而对未来或历史轨迹中缺失的位置进行推测。然而想要准确的预测人类的移动行为却较为困难，其面临着三大主要问题：复杂的规律性（时间相关和高阶性质）；移动行为的多层次周期性；移动数据集在时空分布上的稀疏异质性。针对这些问题，论文提出DeepMove模型，一种用于从漫长而稀疏的轨迹预测人类移动的注意力递归神经网络模型。

**2.2研究意义**

在移动通信领域，研究人类的移动行为，对人移动行为进行预测，可以帮助通信基站建立用户定位预测，从而有效的进行资源管理，提高资源的利用率。除此之外，人类移动行为预测在推荐系统，医疗服务，城市交通规划调度等方面也有着重要的意义。

**2.3模型描述**

DeepMove模型主要由Feature Extracting and Embedding、 Recurrent Module and Historical Attention、 Prediction三个部分组成。其主要框架如下图所示：



**2.3.1 Feature Extracting and Embedding**

Feature Extracting and Embedding主要是由Multi-modal Embedding Layer组成。其一方面可用于对数据进行降维，另一方面，将输入的历史轨迹数据和现在的轨迹数据转化为密集表，使得移动数据稀疏的时空特征和个人特征联合嵌入到表中，以便于更好的分析移动行为的时空规律。

**2.3.2 Recurrent Module and Historical Attention**

Recurrent Module and Historical Attention主要由Historical Attention Module和Recurrent Layer两部分组成。其中Historical Attention Module从历史轨迹中提取时空特征，记录了人类移动的多层次周期性，用于联合训练从而选择与当前预测时间戳高度相关的历史移动记录。而Recurrent Layer主要处理当前移动轨迹数据，捕获复杂的序列信息或当前轨迹中包含的长期依赖关系。

**2.3.2.1 Historical Attention Module**

在Historical Attention Module中，主要由Attention Candidate Generator和Attention Selector两部分组成。

Attention Candidate Generator由嵌入编码模块和顺序编码模块组成，主要研究移动行为的规律。其中，嵌入编码模块依次通过成形层将有序轨迹序列分解为定长时间维数和变长空间维数的历史矩阵，采样层进行位置采样，全连接层改变时空矢量的形状。顺序编码模块实质上是递归神经网络，从历史记录中提取复杂的序列信息。

Attention Selector主要是将历史数据产生的特征向量与查询向量匹配，从而选择出与当前移动行为预测高度相关的历史移动数据特征。

**2.3.2.2 Recurrent Layer**

Recurrent Layer，主要用于处理当前数据。在选择基本处理单元时，考虑网络的性能以及计算量，论文中选择GRU作为基本递归单元。

**2.3.3 Prediction**

Prediction由一个级联层，多个全连接层，一个输出层组成。其中级联层处理合并来自Recurrent Module and Historical Attention的特征向量。全连接层进一步将特征向量进行降维，最后输出层通过激励函数输出。

**2.4创新之处**

本论文针对人类的实际移动轨迹显示出高度的时空规律性，建立了DeepMove模型，利用基于注意力机制的递归神经网络，将注意力机制引入人类移动行为预测领域。从实验的结果来看，DeepMove模型可以显著提升基于深度学习方法的个体移动预测准确率。

**3、心得体会**

随着信息时代的发展，通信技术的发展和社交网络的出现，为研究人类的移行为提供了较为丰富的数据，由此激发了人们对于移动行为的探索。正如论文中所述，常用于描述人类移动行为的模型是马尔可夫过程，认为状态转移仅和当前的状态有关。马尔可夫过程利用人类移动行为是时间连续的行为，对人类移动行为进行预测，但没有考虑时间上复杂的周期性，从而结果欠佳。而本论文将注意力机制引入人类移动行为预测领域，通过DeepMove模型预测，取得了较好的成果，但准确率依旧较低。个人觉得一个可能的原因是人类异常移动行为的出现，异常移动行为难以利用时间上的规律性描述，因此很难仅仅根据过去的移动轨迹预测。个人觉得，要想更好的完善人类的移动行为的预测，可以通过社交网络结合语义分析（难点在于，数据的难搜集性），分析移动动机，从而更为准确的预测人类的移动行为。

除此之外，该论文值得称道的一个地方是，第一次将注意力机制引入人类移动行为预测领域，为后人的研究提供了新的方向。深度学习的注意力机制，一般广泛使用于自然语言处理、图像识别及语音识别等深度学习任务中，很少用于行为预测中（可能是个人对于深度学习行为预测了解较少），这种新型的研究思路值得借鉴。随着这几年的发展，机器学习也被广泛的引入了各种各样的算法理论。如何有效的选择尝试组合改进形成新的框架，也是我们值得思考的问题。