引文格式：陈涛,周婧娟,郑旭野. 基于孪生 Bi-LSTM 网络的线状要素相似判别模型研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(3): 84-86. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2026.03.017

# 基于孪生 Bi-LSTM 网络的线状要素相似判别模型研究

陈　涛[1]，周婧娟[1]，郑旭野[2]
（1. 湖北省测绘成果档案馆，湖北 武汉 430074；2. 自然资源部 重庆测绘院，重庆 401120）

**摘　要：**传统线状要素间相似性判别方法存在算法复杂、阈值难以确定等缺点，鉴于此，提出了一种基于孪生双向长短期记忆（Bi-LSTM）网络的线状要素相似判别模型。利用孪生 Bi-LSTM 网络对输入的线状要素对进行建模，学习线状要素的空间几何特征，再通过特征向量组合得到相似性判断结果。实验表明，在河流要素数据集上该模型对线状要素相似性判别的 $F_1$-score 为 96.34%，具有良好的效果，为线状要素的几何相似性判别提供了新思路。

**关键词：**孪生网络；Bi-LSTM；地理知识图谱；几何相似性
**中图分类号：**P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）03-0084-03

# Research on Linear Element Similarity Discrimination Model Based on Twin Bi-LSTM Network

CHEN Tao[1], ZHOU Jingjuan[1], ZHENG Xuye[2]
(1. Provincial Surveying and Mapping Production Archives of Hubei, Wuhan 430074, China;
2. Chongqing Institute of Surveying and Mapping, MNR, Chongqing 401120, China)

**Abstract:** Traditional methods of similarity discrimination between linear elements suffer from algorithmic complexity and difficulty in determining thresholds. Addressing this problem, we proposed a linear element similarity discrimination model based on twin bidirectional long short-term memory (Bi-LSTM) network. We utilized twin Bi-LSTM networks to model the input pairs of linear elements, learning the spatial geometric characteristics of these elements. After combining the element vectors, we obtained similarity judgments. Experiments demonstrate that this model achieves $F_1$-score of 96.34% in the similarity discrimination of linear elements in river element datasets, exhibiting superior performance compared to traditional algorithms, which can offer a novel approach to geometric similarity discrimination among linear elements.

**Key words:** twin network, Bi-LSTM, geographical knowledge graph, geometric similarity

地理知识图谱的核心目标在于构建一个包含地理实体、地理关系和地理事件等元素的图谱，以便于对地理信息进行有效管理、挖掘和推理。地理知识图谱的构建包括知识建模、知识抽取、实体融合等技术，实体融合是其难点之一。实体融合的关键是判断实体间的相似性，而线状要素的相似性则主要从几何相似性进行判别。传统方法主要是通过 Hausdorff 距离[1]、Frechet 距离[2]和 DTW 距离[3]等来衡量，但当线状要素间长度相差较大时，距离相似度的阈值难以确定，以此判断的方法存在较大误差。基于深度学习的线状要素相似性，郑诗语等[4]在上下文语义分析方面进行了有益探索，本文在此基础上提出了一种基于孪生双向长短期记忆（Bi-LSTM）网络的线状要素相似性判别模型，利用 Bi-LSTM 网络对线状要素的坐标序列进行建模，再通过孪生网络结构捕捉不同线状要素的空间特征并进行比对，判断线状要素之间的相似性。相较于传统方法，该模型能更好地捕捉线状要素之间的空间特征，提高相似性判别的准确性和效率。本文主要着眼于探索地理信息智能化技术的应用与推广，为进一步提升地理信息要素智能提取效能提供解决方案。

## 1　研究方法

### 1.1　孪生 Bi-LSTM 网络线状要素相似判别模型

在计算机视觉领域，孪生网络常与 CNN 相结合，用于人脸识别、目标跟踪[5]、图像检索等任务[6-10]；在自然语言处理领域，孪生网络与 RNN 相结合，应用于文本相似度计算、语义匹配、问答系统等任务[11-12]。本文设计的孪生 Bi-LSTM 网络模型用于判别线状要素的相似性，由孪生 Bi-LSTM 层和全连接层组成，具体结构见图 1。

第一作者简介：陈涛（1982—），硕士，高级工程师，主要从事省级测绘地理信息数据集成、数据应用等方面的研究工作，E-mail：7356830@qq.com。

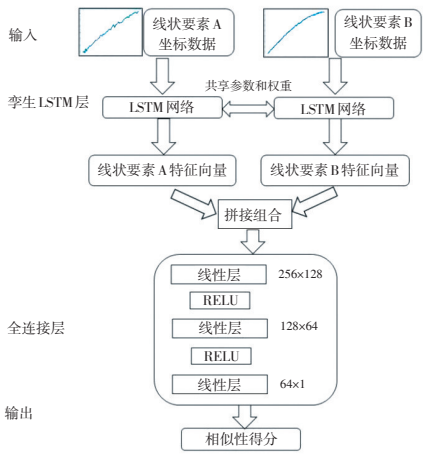



图1　孪生Bi-LSTM网络结构

### 1.2　孪生Bi-LSTM层构建

线状实体的数据格式为GeoJSON，长度从几十个点到上千个点不等，数据类型与时间序列数据类似。LSTM是一种常用于处理时间序列数据的RNN变体，通过引入门控单元来有效解决长序列数据训练过程中的梯度消失或梯度爆炸问题，从而更好地捕捉序列数据中的长期依赖关系。LSTM网络包含遗忘门、输入门和输出门等关键组件[13]，每个门控单元都负责控制信息的流动和记忆的更新，能够有效学习和记忆序列数据中的重要信息，并用于训练预测[14]、序列建模、时间序列预测[15]等任务。Bi-LSTM作为孪生网络的基础网络模型，常用于自然语言处理领域的文本相似度分析[16]或语义匹配模型。本文采用Bi-LSTM网络学习河流的空间特征信息，计算流程包括：

1）Bi-LSTM单元已有数据为上一时刻单元状态 $C_{t-1}$、隐藏状态 $h_{t-1}$ 和当前时刻输入 $x_t$，其中 $C_{t-1}$、$h_{t-1}$ 分别包含序列的长短期状态信息。

2）遗忘门 $f_t$ 控制 $C_{t-1}$ 需要保留的程度，计算公式为：

$$f_t=\sigma\left(W_f\left[h_{t-1},x_t\right]+b_f\right) \tag{1}$$

式中，$\sigma$ 为Sigmoid函数，值域为[0,1]，越接近1表示遗忘门的保留程度越高；$W_f$、$b_f$ 分别为 $f_t$ 的权重和偏移项。

3）输入门 $i_t$ 控制 $x_t$ 的输入程度，值越接近1表示当前信息的输入越多，计算公式为：

$$i_t=\sigma\left(W_i\left[h_{t-1},x_t\right]+b_i\right) \tag{2}$$

4）单元状态更新值的计算公式为：

$$C_t^{\sim}=\tanh(W_C[h_{t-1},x_t]+b_C) \tag{3}$$

式中，$W_C$、$b_C$ 分别为tanh函数的权重和偏移项。

5）当前时刻单元状态的计算公式为：

$$C_t=f_t\times C_{t-1}+i_t\times C_t^{\sim} \tag{4}$$

6）输出门 $o_t$ 控制当前单元状态的输出程度，即

$$o_t=\sigma\left(W_o\left[h_{t-1},x_t\right]+b_o\right) \tag{5}$$

7）预测值 $\hat{y_t}$ 即当前隐藏状态 $h_t$ 的计算公式为：

$$\hat{y_t}=h_t=o_t\tanh(C_t) \tag{6}$$

Bi-LSTM层的输出包括output、hidden_state和cell_state三个部分，output中包含所有时间步的隐藏状态值；hidden_state表示最后一个时刻的隐藏状态值，包含正向和反向的LSTM隐藏状态；cell_state表示最后一个时刻的细胞状态值，也包含正向和反向的LSTM细胞状态。Bi-LSTM层的hidden_state中聚合了整个时间序列数据的信息，且具有固定的向量维度，因此本文将其作为Bi-LSTM层的输出参与后续的分类任务。

### 1.3　全连接层构建

输入两段长度不同的线状要素坐标数据，经过孪生Bi-LSTM层后，得到两组形状相同的特征向量；再经过向量拼接，输入至全连接层并计算相似得分。全连接层对Bi-LSTM层输出的线状要素坐标序列的向量表示进行非线性映射和特征学习。本文将线性变换层Linear(1)、Linear(64)、Linear(128)与两个ReLU非线性激活函数层进行交错堆叠，可引入非线性的映射，在保证模型可训练性的同时，增加了模型的表达能力。这种映射方式使得模型能学习线状要素坐标数据复杂的线性与非线性特征，最后线性层将特征映射到一维的相似性分数空间，实现相似性分数的输出，用于衡量两个线状要素序列之间的相似度。

## 2　实验与结果分析

### 2.1　实验概况

实验数据来源于湖北省地理国情监测数据和湖北省基础地理信息DLG数据，数据范围为长江流域，具体范围见图2。以不同数据源的同名河流要素为例，实验数据包含540对同名河流数据，其中表示同一条河流的相似数据（包含多对多）有115对。最长的河流要素约为1 000个点坐标，最短的河流要素数据约为80个点坐标，数据样本量较少且长短不均，因此采用绕经纬度坐标原点每36°旋转坐标的方式将数据集扩充10倍，提升训练数据量，训练样本比例为9∶1。

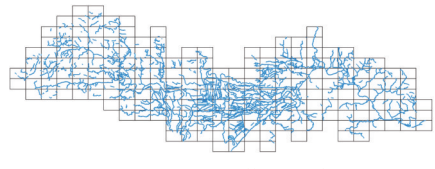


图2　实验数据范围示意图

实验软件采用Windows10操作系统，硬件配置环境为i7-10700CPU、RTX2080显卡、8 GB显存、

Python-3.8、Torch-1.81、CUDA-11.1。训练参数中优化器采用Adam优化器，学习率为0.001，训练Epoch次数为40，LSTM隐藏层的单元数量为64。实验采用的评价标准为准确率、召回率和$F_1$-score值。

### 2.2 传统基于距离相似性的方法

为与传统基于距离相似性的方法进行对比，实验采用了DTW距离、Hausdorff距离和Frechet距离算法。假设河流$A$、$B$的几何要素坐标分别为点集序列$A$、$B$，DTW算法按照距离最近原则，构建两个不同长度序列元素的对应关系，以评估两个序列的相似性。构建$m\times n$的累积距离矩阵$\boldsymbol{T}$，$m$、$n$分别为$A$、$B$的长度，并计算从起点到终点的累计距离。

$$T_{i,j}=D\left(A_i,B_j\right)+m_i \tag{7}$$

$$\min=\min(T_{i-1,j-1},T_{i,j-1},T_{i-1,j}) \tag{8}$$

式中，$D(A_i,B_j)$为点$A_i$与$B_j$之间的距离；从矩阵左上角出发到右下角，寻找矩阵的累计距离最小的路径，$T_{m,n}$为序列$A$、$B$的DTW距离。

在同名河流的相似度计算中，DTW距离通常与河流要素的长度相关，因此需采用相对DTW距离来消除河流要素长度对相似度的影响。相对DTW距离的计算公式为：

$$\mathrm{rdtw}=\frac{\mathrm{dtw}}{\left(L_A+L_B\right)} \tag{9}$$

进过多次试验，取河流之间相似度阈值为80，即rdtw≥80为相似；反之，为不相似。

Hausdorff距离可度量两个点集之间的最大不匹配程度，即从一个点集中任一点到另一个点集最短距离的最大值。$A$和$B$的相似度计算过程为：首先计算$A$到$B$的有向Hausdorff距离$h(A\to B)=\max_{a\in A}\min_{b\in B}\|a-b\|$和B到A的有向Hausdorff距离$h(A\to B)=\max_{b\in B}\min_{a\in A}\|a-b\|$，并取二者的较大值，即为Hausdorff距离；再采用自动寻找最佳阈值的方式获取河流之间相似度阈值。

Frechet距离通过模拟两条曲线上的点同时移动的过程来计算距离，考虑了曲线的连续性和顺序。$A$和$B$的相似度计算过程为：①初始化动态规划表，河流$A$、$B$分别包含$|A|$和$|B|$个点，构建二维数组$dp$，其中$dp[i][j]$表示曲线$A$前$i$个点与曲线$B$前$j$个点的Frechet距离；②填充边界条件，$dp[0][0]=\|A[0]-B[0]\|$，第一行与第一列递推$dp[i][0]=\max(dp[i-1][0],\|A[i]-B[0]\|)$、$dp[0][j]=\max(dp[0][j-1],\|A[0]-B[j]\|)$；③动态规划递推，对于$i>0$且$j>0$的位置，取左、上、左上3个方向的最小值，再与当前点对距离取最大，$dp[i][j]=\max(\min(dp[i-1][j],dp[i-1][j-1],dp[i][j-1]),\|A[i]-B[j]\|)$；④最终Frechet距离为$dp[|A|-1][|B|-1]$。

### 2.3 特征向量的融合方式

孪生网络用于相似度计算时，对于网络输出的两个样本特征向量的融合方式有多种组合，假设输出的河流特征向量为$m$、$n$，本文探究了向量差（$m-n$）、向量点积（$m\cdot n$）、向量拼接（Concat$(m,n)$）以及向量拼接组合（Concat$(m,n,m-n)$、Concat$(m,n,m\cdot n)$、Concat$(m,n,m-n,m\cdot n)$）对最终分类结果精度的影响。

### 2.4 模型实验结果分析

模型实验结果见表1，可以看出，孪生Bi-LSTM网络的效果比传统方法更优秀，准确率、召回率都有大幅提升。在孪生网络特征向量的组合方式中，单种向量组合方式性能从优到劣分别为向量拼接、向量差和向量点积；多种向量组合方式中向量拼接与向量和的组合拼接方式效果最佳。

表1 模型实验结果/%

| 模型名称 | 准确率 | 召回率 | $F_1$-score |
|---|---|---|---|
| 相对DTW距离 | 72.14 | 77.54 | 74.74 |
| Hausdorff距离 | 70.81 | 91.36 | 79.78 |
| Frechet距离 | 70.44 | 88.27 | 78.36 |
| 孪生Bi-LSTM-向量差 | 88.28 | 92.35 | 90.27 |
| 孪生Bi-LSTM-向量点积 | 83.99 | 90.69 | 87.21 |
| 孪生Bi-LSTM-向量拼接 | 94.32 | 95.20 | 94.76 |
| 孪生Bi-LSTM-向量组合拼接1 | 94.40 | 98.37 | 96.34 |
| 孪生Bi-LSTM-向量组合拼接2 | 85.80 | 98.06 | 91.52 |
| 孪生Bi-LSTM-向量组合拼接3 | 88.82 | 91.23 | 90.01 |

## 3 结 语

本文通过Bi-LSTM模型学习线状要素坐标的空间特征，实现了不定长度线状要素坐标序列的相似性判别，在河流要素数据集上取得了良好效果。相较于传统方法，其准确率、召回率和$F_1$-score都有大幅提高，并通过实验发现了特征向量的最优组合方式。该方法已应用于湖北省省级预算项目中，经检验提升了数据处理效率，尤其可优化线状要素的判别。总的来说，该模型的核心创新在于首次将Bi-LSTM应用于线状要素的全局空间特征建模，解决了传统方法依赖手工特征和阈值设定的问题，通过自动学习判别性的特征表示和复杂的非线性相似度函数，提高了数据处理效率。

今后在应对复杂形态方面还存在改进之处：①考虑加入混合结构优化，结合CNN提取局部形态特征（如曲率、角点），通过卷积核设计与初始化，制定层级特征组合策略，利用空间分辨率保持技术，增强局部

（下转第102页）