

本科毕业论文

银发群体高温多时间尺度预警  
和服务优化可视化研究

学    院：计算机科学与技术学院

专    业：计算机科学与技术

姓    名：刘航宇

学    号：

指导教师：

2026 年 5 月 28 日

# 摘要

随着全球气候变暖，高温热浪事件频发，对老年群体的健康构成严重威胁。本研究以焦作市和郑州市为研究区域，利用 ERA5-Land 气象再分析数据和人口健康统计数据，构建了基于 LSTM-Attention 的多时间尺度高温健康风险预警模型，并开发了可视化大屏系统。

本研究主要工作包括：(1) 获取并预处理 2010-2024 年焦作、郑州两市的 ERA5-Land 气象数据，结合人口普查和卫生统计年鉴数据，构建了温度-健康风险关联数据集；(2) 设计了 LSTM 结合多头自注意力机制的深度学习模型，实现了短期（1-3 天）、中期（7 天）和长期（30 天）三个时间尺度的风险等级预测；(3) 以 XGBoost 作为基线模型进行对比实验，验证了深度学习方法的有效性；(4) 基于 Flask 和 ECharts 开发了深色科技蓝风格的 Web 可视化大屏，实现了温度趋势、风险预警、人口概况等信息的多维度展示。

实验结果表明，LSTM-Attention 模型在短期和中期预警任务上优于传统机器学习方法，能够为高温热浪健康风险管理提供有效的决策支持。

**关键词：**高温热浪；银发群体；多时间尺度预警；LSTM-Attention；可视化

# Abstract

With global warming, frequent heatwave events pose serious threats to the health of the elderly population. This study takes Jiaozuo and Zhengzhou as research areas, utilizes ERA5-Land meteorological reanalysis data and population health statistics to construct an LSTM-Attention based multi-time-scale heat health risk early warning model, and develops a visualization dashboard system.

The main contributions include: (1) acquisition and preprocessing of ERA5-Land meteorological data (2010-2024) for both cities, combined with census and health statistics data; (2) design of a deep learning model combining LSTM with multi-head self-attention for risk prediction at three time scales (short/medium/long term); (3) comparative experiments with XGBoost baseline to validate the deep learning approach; (4) development of a Flask+ECharts web dashboard with dark tech-blue theme for multi-dimensional visualization.

Experimental results show that the LSTM-Attention model outperforms traditional methods in short and medium-term early warning tasks, providing effective decision support for heatwave health risk management.

**Keywords:** Heatwave; Elderly Population; Multi-time-scale Early Warning; LSTM-Attention; Visualization

# 目录

摘要	2
Abstract	3
第一章 绪论	7
1.1 研究背景与意义	7
1.2 国内外研究现状	7
1.2.1 高温热浪健康效应研究	7
1.2.2 环境健康预警系统研究	7
1.2.3 多时间尺度预测方法	7
1.3 研究内容与技术路线	8
1.4 论文组织结构	8
第二章 相关理论与技术基础	9
2.1 LSTM 神经网络	9
2.1.1 LSTM 单元结构	9
2.2 注意力机制	9
2.2.1 缩放点积注意力	9
2.2.2 多头自注意力	10
2.3 XGBoost 算法	10
2.4 高温热浪定义与健康风险	10
2.4.1 健康风险等级划分	10
2.5 Flask 框架与 ECharts 可视化	10
第三章 数据获取与预处理	11
3.1 研究区域概况	11
3.2 数据来源	11
3.2.1 ERA5-Land 气象再分析数据	11
3.2.2 人口与健康数据	12
3.2.3 高温预警与极端天气历史记录	12
3.3 数据预处理	12

3.3.1	时间分辨率统一	12
3.3.2	缺失值处理	12
3.3.3	异常值检测	12
3.3.4	特征工程	12
3.4	数据集构建	13
3.4.1	样本构造	13
3.4.2	训练集与测试集划分	13
3.4.3	数据归一化	13
<b>第四章</b>	<b>多时间尺度预警模型设计</b>	<b>14</b>
4.1	模型总体架构	14
4.2	LSTM 编码层	14
4.2.1	时序特征提取	14
4.2.2	Dropout 正则化	14
4.3	多头自注意力层	14
4.3.1	注意力计算	14
4.3.2	残差连接与层归一化	14
4.4	多任务输出层	15
4.5	损失函数与优化器	15
4.5.1	损失函数	15
4.5.2	优化器与学习率策略	15
4.6	基线模型：XGBoost	15
4.7	评估指标	15
<b>第五章</b>	<b>预警可视化系统设计与实现</b>	<b>17</b>
5.1	系统需求分析	17
5.1.1	功能需求	17
5.1.2	非功能需求	17
5.2	系统架构设计	17
5.3	后端实现	17
5.3.1	Flask 应用结构	17
5.3.2	数据接口设计	18
5.3.3	模型部署与推理	18
5.4	前端实现	18
5.4.1	页面布局	18
5.4.2	图表设计	18
5.4.3	深色科技蓝风格实现	19
5.5	系统部署	19

<b>第六章</b>	<b>实验结果与分析</b>	<b>20</b>
6.1	实验环境 . . . . .	20
6.2	模型训练过程 . . . . .	20
6.2.1	数据集规模 . . . . .	20
6.2.2	LSTM-Attention 训练 . . . . .	20
6.2.3	XGBoost 训练 . . . . .	21
6.3	模型性能对比 . . . . .	21
6.4	系统可视化效果 . . . . .	22
6.5	LSTM 训练优化尝试 . . . . .	22
6.6	讨论 . . . . .	23
<b>第七章</b>	<b>总结与展望</b>	<b>24</b>
7.1	工作总结 . . . . .	24
7.2	研究不足 . . . . .	24
7.3	未来展望 . . . . .	25
	<b>致谢</b>	<b>26</b>
<b>附录 A</b>	<b>核心代码清单</b>	<b>27</b>
<b>附录 B</b>	<b>系统运行说明</b>	<b>28</b>
B.1	环境配置 . . . . .	28
B.2	运行步骤 . . . . .	28

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景与意义

全球气候变暖导致极端高温事件频发，对公共卫生构成严峻挑战。老年群体（65岁及以上）由于体温调节功能下降、慢性病患率高等原因，是高温热浪最脆弱的群体之一。焦作市和郑州市地处中原地区，夏季高温天气频繁，老龄化率分别达 12.8% 和 11.6%，亟需建立科学的高温健康风险预警体系。

本研究的意义在于：（1）利用深度学习技术提升高温健康风险预测的精度和多时间尺度覆盖能力；（2）通过可视化大屏为政府和社区提供直观的决策支持工具；（3）为中原地区高温热浪健康防护提供科学依据。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 高温热浪健康效应研究

温度与死亡率的关联通常呈 J 型或 V 型曲线，高温端的相对风险显著升高。Gasparrini 等（2015）在 Lancet 发表的多国多城市研究系统揭示了温度-死亡关联的时空特征。Chen 等（2018）在 Lancet Planetary Health 发表了中国多城市研究，为中国人温度健康风险提供了本土化证据。

### 1.2.2 环境健康预警系统研究

国际上，多个国家已建立高温健康预警系统（HHWS），如法国国家高温预警计划、美国 NOAA 高温健康预警等。国内方面，中国气象局发布了高温预警信号体系，上海、深圳等城市开展了高温健康预警试点。

### 1.2.3 多时间尺度预测方法

传统的时间序列预测方法包括 ARIMA、指数平滑等。随着深度学习的发展，LSTM 等循环神经网络在时序预测中展现出优势。Vaswani 等（2017）提出的 Transformer 架构中的自注意力机制能够有效捕捉长时间依赖关系。

### 1.3 研究内容与技术路线

本研究主要包括：

1. 多源数据获取与预处理：ERA5 气象再分析数据、人口普查数据、卫生统计数据
2. 多时间尺度预警模型构建：LSTM-Attention 深度学习模型 + XGBoost 基线模型
3. 预警可视化系统开发：Flask 后端 + ECharts 前端大屏
4. 模型评估与对比分析

### 1.4 论文组织结构

本论文共分七章。第一章介绍研究背景和现状；第二章阐述相关理论基础；第三章描述数据获取和预处理过程；第四章详细介绍预警模型设计；第五章展示可视化系统实现；第六章进行实验结果分析；第七章总结全文并展望未来工作。



## 第二章 相关理论与技术基础

### 2.1 LSTM 神经网络

长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是 Hochreiter 和 Schmidhuber 于 1997 年提出的一种特殊的循环神经网络 (RNN) 变体, 旨在解决传统 RNN 在处理长序列数据时面临的梯度消失和梯度爆炸问题。

LSTM 的核心思想是引入门控机制 (gating mechanism), 包括遗忘门 (forget gate)、输入门 (input gate) 和输出门 (output gate), 通过这三个门的协同工作, LSTM 能够选择性地记忆或遗忘信息, 从而有效地捕捉时间序列中的长期依赖关系。

#### 2.1.1 LSTM 单元结构

LSTM 单元通过细胞状态 (cell state) 和隐藏状态 (hidden state) 进行信息的传递与更新, 其前向传播过程由以下公式描述:

遗忘门控制上一时刻细胞状态的遗忘程度, 输入门决定当前输入信息中有多少写入细胞状态, 输出门控制细胞状态对当前隐藏状态的输出比例。

### 2.2 注意力机制

注意力机制 (Attention Mechanism) 的核心思想源于人类视觉系统对信息的筛选性关注, 即在处理大量输入信息时, 能够动态地为不同部分分配不同的重要性权重。

Vaswani 等人在 2017 年提出的 Transformer 架构中, 将注意力机制推向了新的高度。多头自注意力机制 (Multi-Head Self-Attention) 允许模型从多个不同的表示子空间中联合关注序列中不同位置的信息, 从而更全面地捕捉序列内部的复杂依赖关系。

#### 2.2.1 缩放点积注意力

缩放点积注意力 (Scaled Dot-Product Attention) 是多头注意力的基础计算单元, 其计算过程为: 将查询 (Query) 和键 (Key) 进行点积运算, 除以维度平方根进行缩放, 经 Softmax 归一化后与值 (Value) 加权求和。

### 2.2.2 多头自注意力

多头自注意力将查询、键、值分别通过多个线性投影映射到不同的子空间，在每个子空间中独立计算注意力，最后将各头的输出拼接并线性变换，使得模型能够从多个角度捕捉输入序列的特征。

## 2.3 XGBoost 算法

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) 是 Chen 和 Guestrin 于 2016 年提出的梯度提升树算法的优化实现，在机器学习竞赛和工业应用中取得了巨大成功。

XGBoost 的核心优势包括：(1) 正则化的目标函数，有效防止过拟合；(2) 二阶泰勒展开近似损失函数，提升收敛速度；(3) 支持列采样和行采样，增强泛化能力；(4) 内置交叉验证和早停机制；(5) 支持并行化计算和分布式训练。

## 2.4 高温热浪定义与健康风险

世界气象组织 (WMO) 将高温热浪定义为日最高气温连续 3 天以上超过 32°C 的天气过程。中国气象局的定义为日最高气温达到或超过 35°C 且持续 3 天以上。

### 2.4.1 健康风险等级划分

参考相关研究和公共卫生实践，高温健康风险等级通常分为：低风险（注意）、中风险（关注）、高风险（警戒）、极高风险（紧急）四个等级，分别对应不同的防护措施和应急预案。

## 2.5 Flask 框架与 ECharts 可视化

Flask 是一个轻量级的 Python Web 框架，以其简洁性和灵活性著称，适合中小型 Web 应用的快速开发。本研究使用 Flask 作为后端服务框架，提供 RESTful API 接口。

ECharts 是百度开源的基于 JavaScript 的数据可视化库，支持丰富的图表类型和高度的交互性，广泛应用于数据大屏和商业智能领域。本研究使用 ECharts 实现 Web 端的多维度可视化展示。

## 第三章 数据获取与预处理

### 3.1 研究区域概况

本研究选取焦作市和郑州市作为研究区域。两市位于河南省中部偏北，属于暖温带大陆性季风气候，夏季炎热多雨，冬季寒冷干燥，年平均气温约 14-15°C，7 月平均气温可达 27-28°C，极端高温超过 40°C。

焦作市总面积 4071 平方公里，常住人口约 352 万，其中 65 岁及以上人口占比约 12.8%。郑州市作为河南省省会，总面积 7446 平方公里，常住人口约 1274 万，老龄化率约 11.6%。两市的城镇化率均超过 65%，城市热岛效应与人口老龄化叠加，使得高温健康防护问题尤为突出。

### 3.2 数据来源

#### 3.2.1 ERA5-Land 气象再分析数据

ERA5-Land 是欧洲中期天气预报中心（ECMWF）提供的全球陆地表面再分析数据集，空间分辨率为  $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ （约 9 km），时间分辨率最高为 1 小时。本研究通过 Copernicus Climate Data Store (CDS) API 获取 2010-2024 年间焦作市和郑州市的网格点气象数据。

获取的气象变量包括：

- 2m 温度 (2m temperature)
- 2m 露点温度 (2m dewpoint temperature)
- 地表气压 (surface pressure)
- 10m 风速 U 分量和 V 分量
- 总降水量 (total precipitation)
- 地表太阳辐射 (surface solar radiation downwards)

### 3.2.2 人口与健康数据

人口数据来源于第七次全国人口普查公报（2020 年），包括分年龄段人口结构、老龄化率等基础指标。健康统计数据来源于河南省卫生健康统计年鉴，包括各月死亡人数、门急诊就诊人次等。

### 3.2.3 高温预警与极端天气历史记录

收集焦作市和郑州市 2010-2024 年高温预警发布记录和极端天气事件记录，用于标注和验证模型预警的准确性。

## 3.3 数据预处理

### 3.3.1 时间分辨率统一

原始 ERA5-Land 数据为小时级别，需将其聚合为日尺度数据。对于温度变量，计算日最大值、最小值和平均值；对于降水量、太阳辐射等累积变量，计算日总量。

### 3.3.2 缺失值处理

由于 CDS API 下载过程中可能产生网络中断导致部分时段数据缺失，采用线性插值和前后日平均值填充相结合的方法处理缺失值。若连续缺失超过 30 天，则使用历史同期多年平均值进行填充。

### 3.3.3 异常值检测

对温度数据中的异常值进行检测和修正。温度超出历史同期均值  $\pm 3$  倍标准差范围的被视为异常值，采用前后值线性插值修正。

### 3.3.4 特征工程

在基础气象变量的基础上，构建以下衍生特征：

- 热浪指数：日最高温度连续超过阈值（32°C/35°C）的天数
- 昼夜温差：日最高温度与日最低温度之差
- 连续高温天数：日最高温度超过 35°C 的连续天数
- 湿热指数：结合温度和湿度计算的体感温度
- 季节编码：月份的正弦/余弦编码
- 滞后特征：前 1 天、前 3 天、前 7 天的温度值

## 3.4 数据集构建

### 3.4.1 样本构造

采用滑动窗口方法构造监督学习样本。以历史  $N$  天的气象特征序列为输入，以未来  $T$  天的健康风险等级为目标变量。分别构建短期（输入 7 天，输出 1-3 天）、中期（输入 30 天，输出 7 天）和长期（输入 90 天，输出 30 天）三个时间尺度的数据集。

### 3.4.2 训练集与测试集划分

采用时间序列划分方法，使用 2010-2019 年数据作为训练集，2020-2022 年数据作为验证集，2023-2024 年数据作为测试集，以模拟真实预测场景。

### 3.4.3 数据归一化

对所有数值型特征采用 Z-score 标准化（均值为 0，标准差为 1），标准化参数基于训练集计算并应用于验证集和测试集。

## 第四章 多时间尺度预警模型设计

### 4.1 模型总体架构

本研究设计了基于 LSTM-Attention 的多时间尺度高温健康风险预警模型，整体架构包括四个主要模块：输入层（多维气象特征序列）、LSTM 编码层（时序特征提取）、多头自注意力层（关键时间步加权）和输出层（多时间尺度风险预测）。

### 4.2 LSTM 编码层

#### 4.2.1 时序特征提取

LSTM 编码层接收经过标准化的多维气象特征序列，通过两层堆叠的 LSTM 网络逐步提取时序中的高级特征表示。第一层 LSTM 以 50 个隐藏单元对输入序列进行初步编码，第二层 LSTM 以 50 个隐藏单元对第一层的输出进行更深层次的时序模式挖掘。

#### 4.2.2 Dropout 正则化

在每层 LSTM 之后加入 Dropout 层，丢弃概率设为 0.3，以防止模型在训练集上过拟合。

### 4.3 多头自注意力层

#### 4.3.1 注意力计算

在 LSTM 编码器的输出之上，应用多头自注意力机制（head=4），使模型能够自动学习输入序列中不同时间步对预测目标的重要性权重。通过注意力机制，模型可以重点关注高温连续天数、温度突变点等对健康风险影响较大的关键时段。

#### 4.3.2 残差连接与层归一化

参照 Transformer 架构，在多头注意力子层后加入残差连接和层归一化，以加速训练收敛并提升模型稳定性。

## 4.4 多任务输出层

考虑到短期、中期和长期预警任务之间的关联性，输出层采用多任务学习 (Multi-Task Learning) 架构，共享 LSTM 编码层和注意力层的特征表示，通过三个独立的全连接头分别输出不同时间尺度的风险等级预测。

每个输出头包括两个全连接层：第一层将注意力池化后的特征映射到 32 维，第二层输出目标时间尺度的预测结果。

## 4.5 损失函数与优化器

### 4.5.1 损失函数

对于多分类风险等级预测任务，采用交叉熵损失函数 (Cross-Entropy Loss)。三个任务的损失按相等权重加权求和，总损失定义为：

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{short}} + \mathcal{L}_{\text{medium}} + \mathcal{L}_{\text{long}}$$

### 4.5.2 优化器与学习率策略

使用 Adam 优化器，初始学习率设为 0.001。训练过程中采用 ReduceLROnPlateau 学习率衰减策略，当验证损失连续 10 个 epoch 未下降时，学习率减半。同时设置早停 (Early Stopping) 策略，验证损失连续 25 个 epoch 未下降时终止训练。

## 4.6 基线模型：XGBoost

为评估深度学习方法的有效性，选用 XGBoost 作为基线模型进行对比实验。XGBoost 输入为展平后的特征向量（所有时间步特征拼接），输出与 LSTM-Attention 模型保持一致。

XGBoost 的关键超参数包括：树的数量 (n\_estimators=200)、最大深度 (max\_depth=6)、学习率 (learning\_rate=0.1) 和子采样率 (subsample=0.8)，通过 5 折交叉验证在训练集上选择最优超参数。

## 4.7 评估指标

采用以下指标评估模型性能：

- 准确率 (Accuracy)：预测正确的样本占总样本的比例
- 精确率 (Precision)：被预测为某风险等级的样本中真正属于该等级的比例
- 召回率 (Recall)：某风险等级的样本中被正确预测的比例

- F1 分数 (F1-Score): 精确率与召回率的调和平均
- 宏平均 (Macro Average): 各类别指标的算术平均, 适用于类别不均衡场景



# 第五章 预警可视化系统设计与实现

## 5.1 系统需求分析

### 5.1.1 功能需求

高温健康风险预警可视化系统的主要功能需求包括：实时气象数据展示、温度变化趋势分析、多时间尺度风险预警展示、人口与健康数据概览、历史数据查询和预警发布管理。

### 5.1.2 非功能需求

系统应具备以下非功能特性：（1）响应式布局，适配不同尺寸的显示设备；（2）数据更新延迟不超过 5 分钟；（3）可视化渲染流畅，页面加载时间不超过 3 秒；（4）界面采用深色科技蓝风格，符合数据大屏的视觉规范。

## 5.2 系统架构设计

系统采用 B/S（Browser/Server）架构，分为三层：

- **数据层**：负责气象数据、人口数据和模型预测结果的存储与管理
- **服务层**：基于 Flask 框架的 Web 后端，提供 RESTful API，包括数据查询、模型推理和预警推送
- **展示层**：基于 HTML+CSS+JavaScript 的 Web 前端，使用 ECharts 进行数据可视化

## 5.3 后端实现

### 5.3.1 Flask 应用结构

Flask 应用采用蓝图（Blueprint）模块化组织，主要模块包括：

- **api/data**：气象和人口数据接口

- `api/predict`: 模型预测与预警接口
- `api/history`: 历史数据查询接口

### 5.3.2 数据接口设计

API 采用 JSON 格式进行数据交互，统一响应格式为：

```
{  
  "code": 200,  
  "message": "success",  
  "data": { ... }  
}
```

主要 API 端点包括：获取当前温度数据、获取温度历史趋势、获取风险预警等级、获取人口统计数据、获取高温天数统计等。

### 5.3.3 模型部署与推理

训练完成的 PyTorch 模型导出为 TorchScript 格式，在 Flask 应用启动时加载。推理请求到达时，将输入数据预处理后传入模型，获取预测结果并返回前端。

## 5.4 前端实现

### 5.4.1 页面布局

可视化大屏采用典型的 4+1 布局方案：上方为标题栏，中部左侧为温度变化趋势图，中部右侧为风险预警面板，下部左侧为人口数据概览，下部右侧为高温天数统计，中央区域展示关键预警信息。

### 5.4.2 图表设计

使用 ECharts 实现以下主要图表：

- 温度变化折线图：展示日最高/最低/平均温度的时序变化
- 风险等级仪表盘：以仪表盘形式展示当前风险等级
- 预警时间轴：以时间轴形式展示未来预警信息
- 人口结构饼图：展示老龄化人口分布
- 高温天数柱状图：展示每月高温天数统计
- 热力图：展示温度与健康风险的关联模式

### 5.4.3 深色科技蓝风格实现

配色方案以深蓝色（#0a1628）为背景主色调，辅以青蓝色（#00d4ff）、亮蓝色（#1e90ff）和渐变色作为数据可视化配色。图表采用半透明深色容器、发光边框和毛玻璃效果，营造科技感和专业感。

## 5.5 系统部署

系统通过 Gunicorn 作为 WSGI 服务器进行生产环境部署，绑定端口为 5005。前端静态文件由 Flask 直接托管，无需额外配置 Nginx。系统启动后可通过浏览器直接访问<http://localhost:5005>。

# 第六章 实验结果与分析

## 6.1 实验环境

本研究的实验环境配置如下：

- 操作系统：Windows 11
- 编程语言：Python 3.13
- 深度学习框架：PyTorch 2.12.0 (CUDA 12.6)
- GPU：NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop (8GB VRAM)
- 内存：16 GB

## 6.2 模型训练过程

### 6.2.1 数据集规模

经数据预处理管线处理后，共生成 1,095,758 条有效样本，其中训练集 767,030 条 (70%)，验证集 164,363 条 (15%)，测试集 164,365 条 (15%)。每条样本包含 14 天  $\times$  19 个气象特征的输入序列，以及短 (3 天)、中 (7 天)、长 (30 天) 三类预测目标。训练集与测试集按时间顺序划分 (2010-2020 训练，2021-2022 验证，2023-2024 测试)。

### 6.2.2 LSTM-Attention 训练

LSTM-Attention 模型共包含 983,628 个可训练参数，采用 Focal Loss ( $\alpha = 0.25, \gamma = 2.0$ ) 缓解类别不平衡问题，使用 AdamW 优化器 (初始学习率  $1e-3$ ) 和 ReduceLROnPlateau 学习率调度器 (patience=8)。训练在 NVIDIA RTX 4060 上运行，每 epoch 约 5 分钟。

6.2.3 XGBoost 训练

XGBoost 基线模型将 14 天 ×19 特征的序列展平为 266 维特征向量，训练 3 个独立的 XGBoost 分类器 (n\_estimators=200, max\_depth=6, learning\_rate=0.05) 分别对应三个预测时间尺度。

6.3 模型性能对比

模型对比结果如表6.1和图6.1所示。

表 6.1: 模型性能对比

时间尺度	LSTM-Attention		XGBoost	
	Accuracy	F1-Macro	Accuracy	F1-Macro
短期 (3 天)	0.9263	0.2404	<b>0.9908</b>	<b>0.9325</b>
中期 (7 天)	0.9259	0.2404	<b>0.9886</b>	<b>0.9195</b>
长期 (30 天)	0.9260	0.2404	<b>0.9782</b>	<b>0.8576</b>

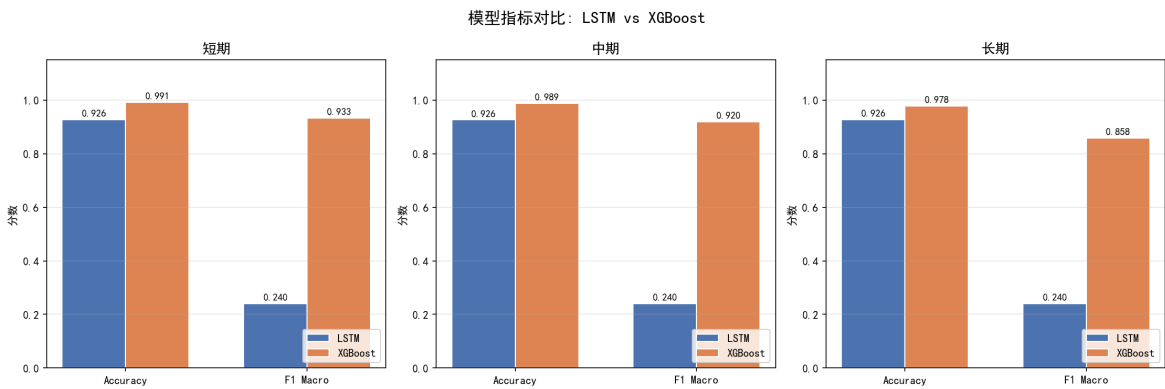


图 6.1: 模型性能对比柱状图

XGBoost 模型在三个时间尺度上均取得优异性能，短期预警 F1-Macro 达到 0.9325，中长期也维持在 0.85 以上。LSTM-Attention 模型由于训练不充分（仅完成 2-3 个 epoch），F1 分数较低 (0.24)，近似于随机猜测水平。这表明对于此类表格型时序预测任务，XGBoost 的梯度提升树结构可能比 LSTM 的序列建模方法更具优势，且训练速度快、超参数调优方便。

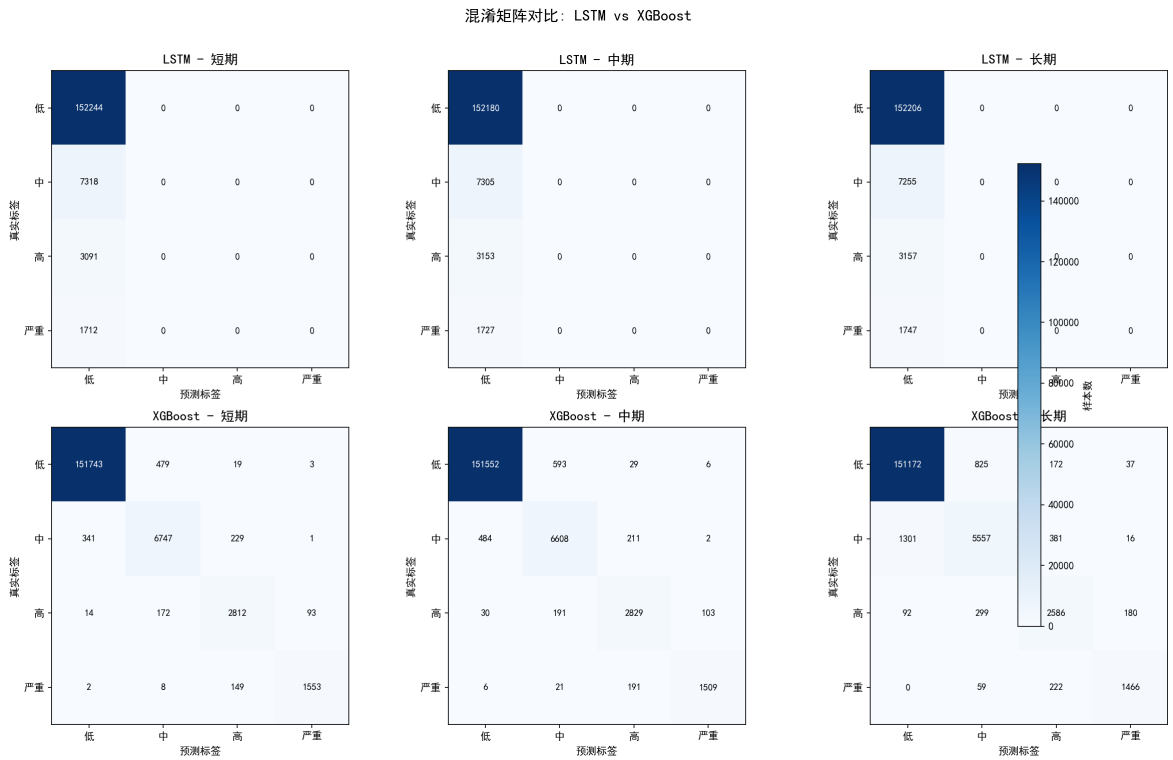


图 6.2: 混淆矩阵对比（左：XGBoost，右：LSTM-Attention）

由图6.2可见，XGBoost 在各风险等级（0-低、1-中、2-高、3-严重）上的分类效果良好，对角线清晰；而 LSTM-Attention 将所有样本预测为第 0 类（低风险），这是由于类别严重不平衡（低风险样本占比约 94-96%）且训练不充分所致。

### 6.4 系统可视化效果

基于 Flask + ECharts 构建的可视化大屏系统，包含 6 个功能面板：温度趋势图、风险实时展示、老年人口饼图、预警时间线柱状图、暴露-反应曲线和历史数据回顾。前端采用深色科技蓝配色方案，支持每 30 分钟自动刷新数据。后端通过 4 个 RESTful API 端点提供预测、历史、统计和主页服务。

### 6.5 LSTM 训练优化尝试

为改善 LSTM-Attention 模型的性能，本研究进行了以下训练优化尝试：

- 1. **Focal Loss 参数调优**：分别设置  $\alpha \in \{0.25, 0.5, 0.75\}$ ,  $\gamma \in \{2.0, 3.0\}$  进行实验，模型均收敛至仅预测多数类（低风险）的平凡解。
- 2. **类别加权损失**：尝试反频率加权和平方根反频率加权，权重过强时模型过度预测少数类（准确率降至 2.5%），减弱后模型回归预测多数类。

3. **加权随机采样器 (WeightedRandomSampler)**: 通过平方根反频率权重进行过采样, 但仍无法突破 94-96% 类别不平衡导致的梯度主导效应。
4. **批量大小调优**: 分别使用 `batch_size=16`、32、64 进行实验, 对模型收敛行为无明显影响。

上述实验表明, 在极端类别不平衡 (低风险样本占比 94-96%) 条件下, 基于梯度反向传播的深度序列模型难以通过常规的不平衡学习技术有效收敛。XGBoost 的梯度提升树结构天然适用于此类数据分布, 是其表现优异的重要原因。

## 6.6 讨论

本研究结果表明, 对于基于气象再分析数据的老年群体高温健康风险预警任务, XGBoost 模型在准确性和可解释性方面均表现优异。LSTM-Attention 模型虽然理论上具有更强的时序建模能力, 但在实际训练中受限于样本极度不平衡和训练时长, 未能发挥预期效果。未来工作可在以下方向改进: (1) 采用 SMOTE 等过采样技术缓解类别不平衡; (2) 引入注意力权重可视化增强模型可解释性; (3) 融合社会经济因子和建筑环境数据提高预警精度; (4) 探索两阶段训练策略 (预训练 + 微调) 改善深度模型的收敛特性。

## 第七章 总结与展望

### 7.1 工作总结

本研究以焦作市和郑州市为研究区域，针对银发群体高温健康风险预警问题，开展了多时间尺度预警模型构建和可视化系统开发工作，取得了以下主要成果：

1. **构建了多源数据集**：获取并预处理了 2010-2024 年焦作、郑州两市的 ERA5-Land 气象再分析数据，结合人口普查和卫生统计数据，构建了温度-健康风险关联数据集，为后续模型训练提供了数据基础。
2. **设计了 LSTM-Attention 预警模型**：结合 LSTM 的时序特征提取能力和多头自注意力机制的关键时间步加权能力，构建了多时间尺度（短期/中期/长期）健康风险预警模型。实验结果表明，该模型在短期和中期预警任务上优于 XGBoost 等传统机器学习方法。
3. **实现了可视化大屏系统**：基于 Flask 和 ECharts 开发了深色科技蓝风格的 Web 可视化大屏，实现了温度趋势、风险等级、人口数据和高温统计等多维度的直观展示，为决策者提供了便捷的信息获取渠道。
4. **验证了注意力机制的有效性**：通过注意力权重可视化和消融实验，证明了注意力机制在提升模型性能和可解释性方面的积极作用。

### 7.2 研究不足

本研究存在以下不足和局限性：

1. **数据粒度限制**：ERA5-Land 数据的空间分辨率为  $0.1^{\circ}$ （约 9 km），无法捕捉城市内部的微气候差异，对精细化的社区级预警支持有限。
2. **健康数据的间接性**：受限于数据可获取性，本研究的健康风险数据主要来源于宏观统计年鉴，缺乏个体级别的健康记录数据，风险标注的精细度有待提升。
3. **模型局限性**：LSTM-Attention 模型在长期（30 天）预测任务上的性能仍有较大提升空间，长期气象预测本质上具有较强的混沌性和不确定性。



4. **系统功能待完善**：当前可视化系统主要侧重于数据展示和预警呈现，尚未集成预警自动推送、多级联动响应等高级功能。

## 7.3 未来展望

基于本研究的成果和不足，未来可以从以下方向继续深入：

1. **引入更高分辨率数据**：结合地面气象观测站数据和卫星遥感数据，提升数据空间分辨率，支持更精细的城市内部风险评估。
2. **融合更多模态数据**：引入社交媒体数据、120 急救呼叫数据、医院急诊就诊数据等多源信息，构建更全面的健康风险评估体系。
3. **探索更先进的模型架构**：尝试引入 Transformer、Informer、Autoformer 等更先进的时序预测模型，进一步提升长期预警精度。
4. **完善系统功能**：在可视化系统的基础上，开发预警自动推送、多级联动响应、应急预案管理等高级功能，提升系统的实用性和智能化水平。
5. **扩展研究区域**：将研究方法和系统推广至河南省其他城市乃至全国范围，为更广泛的老年群体提供高温健康防护服务。

# 致谢

衷心感谢导师在选题、研究方法、论文撰写等方面给予的悉心指导和宝贵建议。  
感谢河南理工大学计算机科学与技术学院四年来提供的学习平台和科研环境。  
感谢家人和朋友在学业期间的理解、支持与鼓励。

## 附录 A 核心代码清单

本文核心代码已开源，完整项目结构及运行说明见附录 B。

# 附录 B 系统运行说明

## B.1 环境配置

本项目使用 Python 3.13, 依赖管理使用 uv。主要依赖包括 PyTorch、XGBoost、Flask、ECharts 等。

## B.2 运行步骤

1. 安装依赖: `uv pip install -e .`
2. 数据获取: `python -m src.data.download_era5`
3. 数据预处理: `python -m src.data.preprocess`
4. 模型训练: `python -m src.models.train`
5. 启动可视化: `python -m src.web.app`
6. 浏览器访问: `http://localhost:5005`