

密 级 \_\_\_\_\_



桂林电子科技大学  
GUILIN UNIVERSITY OF ELECTRONIC TECHNOLOGY

# 硕士 学位 论文

(全日制专业学位硕士)

题目 基于嵌入式散热模块的微通道散热技术研究

(英文) Research on microchannel heat dissipation technology  
based on embedded heat dissipation module

研究 生 学 号: 2302xxx

研究 生 姓 名: 蒋洪兴

指导教师姓名、职称: 凌永发 教授

申 请专业学位类别 : 工学硕士

专 业 名 称 : 新一代电子信息技术(含量子技术等)

论 文 答 辩 日 期: 2026年1月19日

## **独创性声明**

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得桂林电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

本人签名： 日期：

## **关于论文使用授权的说明**

本人完全了解桂林电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属桂林电子科技大学。本人保证毕业离校后，结合学位论文研究成果完成的论文、发明专利等成果，署名单位仍然为桂林电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密的论文在解密后遵守此规定）

本人签名： 日期：

导师签名： 日期：

---

---

摘要

摘要

摘要。。。 ChineseAbstract

**关键词：**桂林电子科技大学；本硕博学位论文； $\text{\LaTeX}$  模板类

---

---

ABSTRACT

ABSTRACT

EnglishAbstract

**Keywords:**GUET; Common template; L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X;

## 插图索引

图 2-1 单步预测与多步预测示意图 .....	3
图 a-1 处理器发展.....	11

## 插表索引

## 目 录

摘要 .....	I
ABSTRACT .....	II
插图索引 .....	III
插表索引 .....	IV
第一章 绪论 .....	1
§1.1 研究背景和意义 .....	1
§1.2 国内外研究现状 .....	1
§1.3 研究内容 .....	1
§1.4 本论文的结构安排 .....	1
第二章 时间序列预测相关理论 .....	2
§2.1 时间序列预测方法概述 .....	2
§2.1.1 传统统计方法 .....	4
§2.1.2 机器学习方法 .....	4
§2.2 深度学习基础理论 .....	4
§2.2.1 神经网络基础 .....	4
§2.2.2 序列模型 .....	4
§2.2.3 注意力机制 .....	4
§2.3 Transformer 模型原理 .....	4
§2.4 本章小节 .....	4
第三章 基于 ST-PatchTST 的空气质量预测模型构建 .....	5
§3.1 问题定义与模型总体框架 .....	5
§3.1.1 多元时间序列预测问题数学描述 .....	5
§3.1.2 ST-PatchTST 模型整体架构图 .....	5
§3.2 多站点空间特征聚合策略 (Spatial Feature Aggregation) .....	5
§3.2.1 空间关联结构的定义与筛选策略 .....	5
§3.2.2 空间特征聚合模块设计 (Spatial Aggregation Module) .....	5
§3.3 基于 PatchTST 的时序特征提取 .....	6
§3.3.1 Patching 分块机制 .....	6
§3.3.2 通道独立 (Channel Independence) 的应用 .....	6
§3.3.3 Transformer 编码器结构 .....	6
§3.4 预测输出模块 .....	6

## 目 录

---

---

§3.5 损失函数与优化策略 .....	6
§3.5.1 本章小结 .....	6
第四章 全文总结与展望 .....	7
§4.1 文字操作.....	7
§4.2 空白符号.....	7
§4.3 L <sup>A</sup> T <sub>E</sub> X 控制符 .....	8
§4.4 后续工作展望.....	8
致 谢 .....	9
攻读专业硕士学位期间取得的成果 .....	10
附 录 .....	11
A.1 占位符 2 .....	11

# 第一章 绪论

写作目标：把故事讲圆。告诉读者为什么要这样做，别人做得怎么样，你打算怎么做。

## §1.1 研究背景和意义

**\*\* 背景 \*\*：**空气污染的危害（健康、经济）；现有监测站点的局限性；大数据时代数据驱动方法的兴起。

**\*\* 意义 \*\*：**精准预测对政府决策（限行、工厂停工）和个人出行（佩戴口罩）的指导意义。

## §1.2 国内外研究现状

请详细阅读本项目根目录下的 README.md 文档

## §1.3 研究内容

## §1.4 本论文的结构安排

第一章：绪论。本章主要进行整体说明。

第二章：图片示例。

第三章：表格示例。

??：数学公式示例。

??：列表、算法、定理、证明插入示例。

第四章：全文总结与展望。本次研究工作进行总结，并根据全文研究过程中……。

## 第二章 时间序列预测相关理论

时间序列即指按照时间顺序排列的一组观测值，其往往具有一定的趋势性、周期性、随机性等特点。我们生活的方方面面都包含着时间序列，例如智能手表的心率监测数据、股票的 Tick 数据、外卖 App 的实时订单量、微信运动每日步数、风力发电机的实时发电功率等等都属时间序列，当然本研究涉及的空气质量数据也是一种时间序列数据。时间序列按连续性分类可以分为连续时间序列和离散时间序列，离散时间序列可以理解为在特定时间点或者间隔多少时间观测一次数据，比如每日股票的收盘价、每月 GDP 数据等等，连续时间序列则是随时间连续记录数据，例如实时气温监测数据、服务器的实时负载信息。时间序列按特征数量分类可分为单变量时间序列、多元时间序列和高维时间序列，单变量时间序列即只有观测一个特征变量，这个时间序列数据只包含了一个特征变量，比如心率监测数据它只包含心率这一个特征变量，它就是一个单变量时间序列，再比如微信运动每日步数数据只包含步数这一个特征变量，那么它也是一个单变量时间序列。多元时间序列也就是在同一时间轴上同时观测两个或多个特征变量，不同特征变量之间往往会相互影响，比如本研究设计的空气质量监测数据，它往往包含有 CO、NO、O<sub>3</sub>、PM10、PM2.5、SO<sub>2</sub>、温度、湿度等多种特征变量，它就是一个典型的多元时间序列。还有像工业 IoT 中多个传感器设备检测不同的变量，电网多个传感器监测负荷、电价等不同电气量，交通监测路段流量、速度、占用率等都是属于多元时间序列。

### §2.1 时间序列预测方法概述

对于时间序列的预测有单步预测、多步预测，还有确定性预测以及概率性预测。单步预测一次预测只输出未来的一个时间点的预测值，例如给定真实历史数据  $x_1, x_2, \dots, x_t$ ，预测  $t + 1$  时刻的值  $\hat{y}_{t+1}$ 。而多步预测则是模型一次性预测多个未来时间点的值，同样给定真实历史数据  $x_1, x_2, \dots, x_t$ ，模型一次性预测未来  $h$  个时间点的值  $\hat{y}_{t+1}, \hat{y}_{t+2}, \dots, \hat{y}_{t+h}$ ，其中  $h$  为预测步长。对于单步预测模型，其想要实现预测多个未来时间值，可以通过递归的方式实现，就是说其还是一次预测未来一个时间步的值，但是通过将这个预测的时间值作为历史数据再次进行预测下一个时间步的值，直到运行  $h$  次得到  $h$  个未来时间的值。但是这样做由于使用了预测值进行预测，而每次预测都会有误差的存在，因此，随着预测时间步数的增长，势必会由于误差的累计导致多步预测的效果越来越差，因此这种通过单步预测模型递归实现多步预测的方式不是一种准确高效的方式，如果需要进行更长期的预测，构建多步预测模型是更好的选择。单步预测和多步预测详细图如图 2-1 所示。

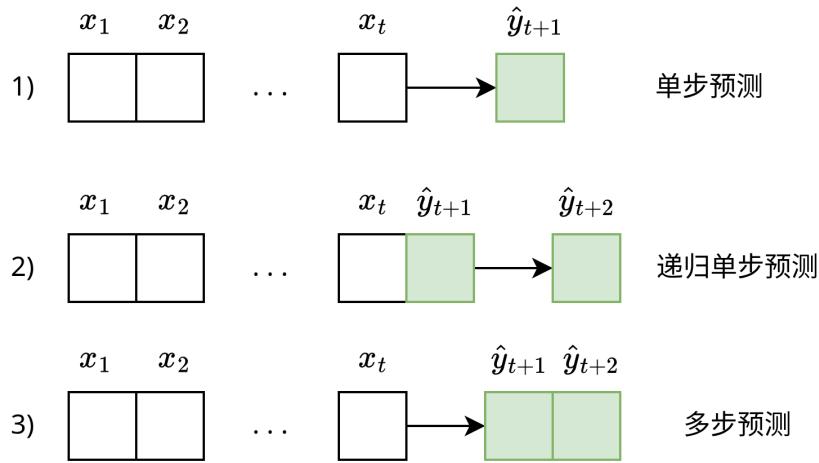


图 2-1 单步预测与多步预测示意图

对于本研究涉及的空气质量数据预测，其具有自己的特殊性。空气质量数据一般是多元的，其一般涉及多种不同的变量，例如 PM2.5、PM10、O3、碳化物、氮化物、硫化物等等。同时其中一个空气质量监测站的数据往往也同时跟其他一些空气质量监测站有着强关联性，比如目标站点附近的站点的空气质量数据往往更目标站点有着很强的相关性，然后同时，在目标站点上风向的监测站点数据往往对于目标站点也有很强的影响，可能表现为目标站点一个特征变量的时间序列数据是上风向一些站点的延时序列。因此对于空气质量数据，只考虑一个目标站点的数据往往是不够的，综合考虑多个站点的数据通常可以获得更多有用的信息以提高预测的性能。空气质量预测同时也受其他因素的强影响，具体的气象因素就会对空气质量产生很大的影响，比如天气情况、风速风向等，下雨天由于雨水的对颗粒物的附着以及有一些会溶解到水中，因此很多污染物便随着雨水一起沉降到了地面，空气质量也会有所提升，在雨后人们总能够感觉空气是清新的。如果一个地区位于空气污染排放地区的下风向，那么这个地方的空气质量通常会跟上风向的排放息息相关，同时风速也会影响空气质量，风力越大，污染物的扩散更加迅速，范围更大，从而起到稀释作用，空气质量会更加好一些。因此不同的气象因素与污染物浓度之间有着复杂的非线性关系，另一方面，不同污染物之间也可能产生不同的化学反应进一步加强了非线性性，增加了空气质量预测任务的挑战。

综上所述，空气质量预测任务不仅涉及多元变量之间的耦合关系，还受到气象条件和污染物化学反应的影响，表现出显著的非线性特征。这种复杂性决定了单一的线性模型难以满足预测需求。为此，研究者们在不同阶段提出了多种预测方法：早期主要依赖传统统计方法，如 ARIMA、SARIMA 等，它们在处理平稳单变量序列时具有一定优势；随后，机器学习方法逐渐兴起，能够突破线性假设，更好地刻画非线性关系；近年来，随着数据规模和计算能力的提升，深度学习方法成为主流，凭借自动特征提取和强大的

时序建模能力，在空气质量预测中展现出独特优势。下面将依次介绍这些方法。

### §2.1.1 传统统计方法

从时间序列预测方法的发展历程来看，最早期的时间序列预测方法主要是基于传统的统计学方法，这些方法通常假设时间序列数据是平稳的，并且主要关注数据的线性特征。常见的传统统计方法包括自回归模型（AR）、移动平均模型（MA）、自回归移动平均模型（ARMA）以及自回归积分滑动平均模型（ARIMA）等。这些方法通过对历史数据进行建模，捕捉时间序列中的趋势和季节性变化，实现对未来数据的预测。

自回归模型（Autoregressive Model, AR）是常见的时间序列预测模型，它通过线性组合过去的观测值来预测当前值。其数学表达式为：

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

然而，传统统计方法在处理非线性关系和多变量时间序列时存在一定的局限性，难以充分挖掘数据中的复杂模式。

### §2.1.2 机器学习方法

## §2.2 深度学习基础理论

### §2.2.1 神经网络基础

### §2.2.2 序列模型

### §2.2.3 注意力机制

## §2.3 Transformer 模型原理

## §2.4 本章小节

本章介绍了

## 第三章 基于 ST-PatchTST 的空气质量预测模型构建

\*\* 写作目标 \*\*：这是论文的灵魂。要让别人觉得你的模型设计得有理有据，数学推导严谨。

### §3.1 问题定义与模型总体框架

#### §3.1.1 多元时间序列预测问题数学描述

定义输入张量  $X \in RT \times N \times C$  (时间步  $\times$  站点数  $\times$  特征数)，输出  $Y$ 。

#### §3.1.2 ST-PatchTST 模型整体架构图

\*\*[核心图表]\*\* 画一张大图，展示数据流向：输入 -> 空间聚合 -> Patching -> Transformer Encoder -> 输出。

### §3.2 多站点空间特征聚合策略 (Spatial Feature Aggregation)

#### §3.2.1 空间关联结构的定义与筛选策略

\*\*[写公式]\*\* 给出皮尔逊相关系数 (PCC) 公式；说明筛选相关站点数据的方法；定义邻接矩阵  $A$  的生成规则 ( $PCC > threshold$  则连边)。说明这是一种“静态图”构建方式。

#### §3.2.2 空间特征聚合模块设计 (Spatial Aggregation Module)

解释数据是如何通过这个邻接矩阵进行交互的。例如：使用了图卷积公式  $H(l+1) = \sigma(D - 2A D - 2H(l)W(l))$  或者简单的加权求和。

### §3.3 基于 PatchTST 的时序特征提取

#### §3.3.1 Patching 分块机制

画图解释怎么把长序列切成小块 ( Patch ), 说明这样做的两个好处：降低计算量、提取局部语义。

#### §3.3.2 通道独立 (Channel Independence) 的应用

解释为什么把每个站点/变量看作独立的序列输入到 Transformer 中（为了保持鲁棒性，防止噪声干扰）。

#### §3.3.3 Transformer 编码器结构

详细描述 Encoder Layer 内部：多头注意力 + 前馈神经网络 + 残差连接 + BatchNorm

◦

### §3.4 预测输出模块

Flatten 层 -> Linear 线性层映射到未来时间步。

### §3.5 损失函数与优化策略

Loss: MSE 或 MAE 公式。

Optimizer: AdamW 优化器。

Strategy: Early Stopping (早停机制)。

#### §3.5.1 本章小结

## 第四章 全文总结与展望

### §4.1 文字操作

高亮显示: \hl{*content*}

加粗: \textbf{*content*}

斜体: \textit{*content*}

下划线: \underline{*content*}

下划线: \uline{*content*}

双下划线: \uuline{*content*}

波浪线: \uwave{*content*}

删除线: \sout{*content*}

斜线: \xout{*content*}

带点的下划线: \dotuline{*content*}

虚线下划线: \dashuline{*content*}

### §4.2 空白符号

1em: a b

2em: a b

1/6 个 em: a b 或 a b

0.5 个 em: a b

空格: a b

硬空格: a b

指定宽度 1pc: a b

指定宽度 -1emba

指定宽度 1em: a b

指定宽度 35pt: a b

占位宽度为 xyz: a b

弹性长度: a b

### §4.3 L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X 控制符

# \$ { } ~ \_ ^ \&

### §4.4 后续工作展望

致 谢

---

---

致 谢

在攻读硕士学位期间，首先衷心感谢我的导师 XXX 教授

焱铭

二零二三年 五月二十六日 凌晨六点

桂林电子科技大学机电工程学院 C323 实验室

## 攻读专业硕士学位期间取得的成果

### 一、参与项目：

- [1] XXX 微流道的传热机理及散热技术研究. 领域基金重点项目. 2020-2021. (已结题).
- [2] XXX 器件焊接理论技术研究. 领域基金重点项目. 2020-2021. (已结题).
- [3] XXX 散热装置制造技术. 领域基金重点项目. 2022-2025. (在研).

### 二、发表会议论文：

- [1] LI X, YAN M\*, HUANG X, ZHENG X. A Verifiable .....[C]//2024 29<sup>th</sup> International Conference on Database Systems for Advanced Applications (DASFAA). 2024. (CCF-B 会议, 一作, 已录用).
- [2] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017.

### 三、发表期刊论文：

- [1] LI X, YAN M, HUANG X, ZHENG X\*. Here is the name of the paper[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 225: 120167. (TOP 期刊, 中科院一区, IF: 6.465, 共同一作).

### 四、发明专利：

- [1] 李 XX, 焱铭. 基于有限元仿真的 XXX 微流道散热器多目标优化方法: CNXXXXXXXXXXA[P]. 2022-09-13.

### 五、软件著作权：

- [1] 基于 Fluent 的 XXX 散热仿真自动化软件. [CP]. V2.4.4. 中国广西桂林, 2022.

### 六、科研竞赛获奖：

- [1] 李 XX, 焱铭. 2022 年全国三维数字化创新设计大赛. 2022. (排名第二).

## 附录

### A.1 占位符 2

随机文本 2

50 Years of Microprocessor Trend Data

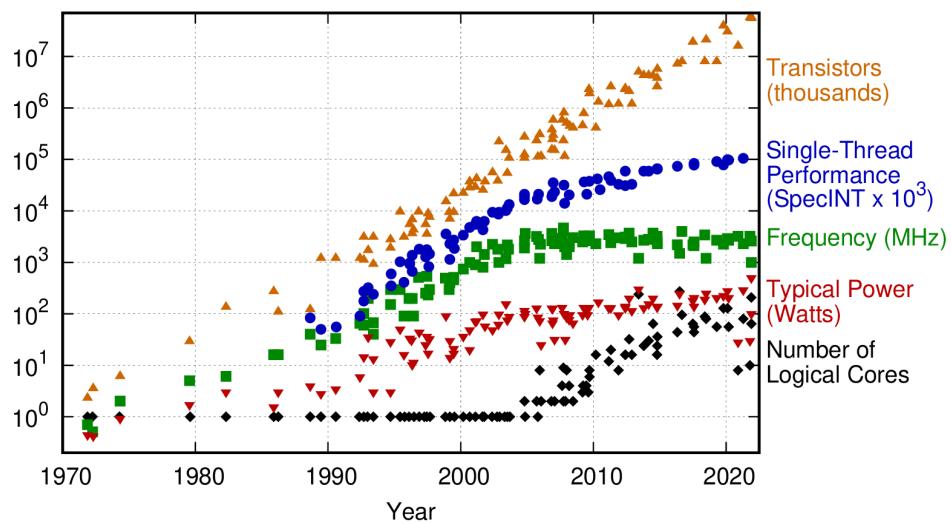


图 a-1 近 50 年微处理器发展趋势

图片引用示例：??。