



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

基于分项计量的
大型公建能效诊断算法研究

姓名：苑登阔

学号：1232863

所在院系：机械与能源工程学院

学科门类：工学

学科专业：供热、供燃气、通风及空调工程

指导教师：许鹏 教授

二〇一五年三月



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to
Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Engineering

**Energy Efficiency Diagnosis Algorithms of
Large Public Buildings Based on
Sub-metering**

Candidate: Yuan Dengkuo

Student Number: 1232863

School/Department: School of Mechanical
Engineering

Discipline: Engineering

Major: Heating, Ventilating and Air Conditioning

Supervisor: Prof, Xu Peng

March, 2015

基于分项计量的大型公建能效诊断算法研究

苑登阔

同济大学

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保留学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

摘要

建筑节能是应对能源危机的重要手段，而我国的大型公共建筑由于能耗高、管理集中，是节能的重点。我国于 08 年开始推广大型公建的分项计量平台，实时采集各用能系统的能耗数据，监控其能源使用情况。

本文以现有的分项计量平台为基础，分析其数据采集现状和存在的问题，并通过调研国内外学者对分项计量和建筑能效诊断的研究，针对办公、商场和综合三种建筑类型，建立基于模型和规则的能效诊断算法。该算法能够在逐周、逐天和逐时三个层面诊断大型公建运行过程中的能源使用情况，并用此三类建筑的实际数据对该算法进行了验证。

本文在能效诊断算法的研究中，首先依据实测能耗数据，在分析归纳各项能耗特点的基础上，按照气象参数和社会参数对数据进行分类，选用回归和特征平均的方法建立相应类别下的能耗预测模型，从而建立基于能耗预测模型的能效诊断算法。该算法分为逐周、逐天和逐时三个层次，在其适用范围内，可以给出用能正常、偏高或偏低的诊断结果。

然后，针对基于能耗预测模型的诊断算法中未包含的空调子系统，以能效指标为基准，采用估算冷热量的简单方法弥补缺失的冷热量数据，建立基于规则判断的能效诊断算法。该算法适用于空调系统中的冷热源、输配水泵和空调末端，能够对其启停状态、运行效率和启停时间进行逐天和逐时的诊断，得到反映当时系统状态的诊断结果。文章根据建筑类型和诊断对象分别给出诊断流程图。

最后，选取三栋建筑作为代表，用实测能耗数据验证本文提出的能效诊断算法，并给出诊断结果。其结果显示，该算法能够对公共建筑的分项用能情况进行诊断，并及时发现能源浪费点，有效的指导节能工作的开展。

关键词：建筑节能，大型公建，分项计量，能效诊断算法

ABSTRACT

Building energy efficiency is a crucial tool against energy crisis. In China, large public buildings are important part of energy saving, due to their high energy consumption and centralized control. In order to collect the real-time energy consumption data of different systems in these buildings and monitor their energy use, the sub-metering platform was generalized in our country since 2008.

According to available sub-metering platform, this thesis analyzes the current status and existing problems of data collection. On the basis of the work about sub-metering and building energy efficiency diagnosis by scholars at home and abroad, the model-based and rule-based energy efficiency diagnosis algorithms for office, marketplace and multi-function building are established. The algorithms can diagnose the unusual energy use in building operation by week, day and hour. The measured data is used to verify these algorithms.

Firstly, the characteristics of measured energy data are analyzed and on this basis the data is classified by meteorological and social parameters. The regression and specific average method are used to establish the energy prediction models. Then the model-based diagnosis algorithms are established, which consists of three levels in diagnosis, i.e., weekly diagnosis, daily diagnosis and hourly diagnosis. In their scopes of application, the algorithms can give results such as normal, unusually high or unusually low for diagnosed objects.

Then, for subsystem of air conditioning, which has no prediction models under present condition, the rule-based algorithms for the cold and heat source, water pump and terminal units are established by use of a simple load calculation method and energy efficiency index. These algorithms can diagnose their abnormal states in operation and give results about their conditions by day and hour. The diagnostic flow charts are demonstrated in terms of building types and diagnosed objects.

Finally, three buildings' measured data is used to test the algorithms and the results show that these diagnosis algorithms can be used in large public buildings and discover energy waste in time, which provides guidance for energy conservation.

Key Words: building energy efficiency, large public buildings, sub-metering, energy efficiency diagnosis algorithms

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 课题背景.....	1
1.1.1 大型公建能耗现状.....	1
1.1.2 分项计量的推广.....	2
1.1.3 大型公建能效诊断的意义.....	3
1.2 国内外关于分项计量和建筑能效诊断的研究现状.....	3
1.2.1 国内外关于分项计量的研究现状.....	3
1.2.2 国内外关于建筑能效诊断的研究现状.....	5
1.2.3 基于分项计量的建筑能效诊断发展趋势.....	9
1.3 本论文的主要研究内容.....	10
第 2 章 实际公建分项计量系统的现状分析	13
2.1 实际公建分项计量系统的能耗数据.....	13
2.1.1 能耗数据的分类模型.....	13
2.1.2 能耗数据的采集深度.....	15
2.2 实际公建分项计量系统的建筑基本信息.....	15
2.3 当前公建分项计量系统存在的问题.....	17
2.3.1 能耗数据的问题.....	17
2.3.2 建筑基本信息的问题.....	19
2.4 本章小结.....	20
第 3 章 数据驱动的建筑能耗预测模型	21
3.1 回归模型.....	21
3.1.1 回归模型的特点与适用性.....	21
3.1.2 回归预测模型的建立.....	24
3.2 特征平均模型.....	33
3.2.1 特征平均模型的特点与适用性.....	33
3.2.2 特征平均预测模型的建立.....	33
3.3 本章小结.....	36
第 4 章 基于能耗预测模型的能效诊断算法	37
4.1 逐周诊断.....	37
4.1.1 诊断层次.....	37
4.1.2 能耗预测模型的自动选择.....	38
4.1.3 诊断流程及结果输出.....	40
4.2 逐天诊断.....	43
4.2.1 诊断层次.....	43
4.2.2 能耗预测模型的自动选择.....	43

4.2.3 诊断流程及结果输出.....	45
4.3 逐时诊断.....	48
4.4 本章小结.....	49
第5章 基于规则判断的空调能效诊断算法	51
5.1 诊断层次.....	51
5.2 冷热量的估算.....	51
5.3 诊断流程及结果.....	53
5.3.1 诊断的基准能效值.....	53
5.3.2 诊断及结果输出的流程图.....	54
5.4 本章小结.....	79
第6章 实际楼宇的能效诊断验证	81
6.1 办公建筑的能效诊断验证.....	81
6.2 商场建筑的能效诊断验证.....	88
6.3 综合建筑的能效诊断验证.....	97
6.4 本章小结.....	104
第7章 总结与展望	105
7.1 总结.....	105
7.2 展望.....	106
致谢	108
参考文献	109
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果	114

第 1 章 绪论

1.1 课题背景

1.1.1 大型公建能耗现状

世界性能源危机以来,如何节约能源、提高能源利用效率已成为各国关注的焦点。根据调查统计,欧美的建筑用能在一次能源使用中所占比重已达 40%,占二氧化碳排放量的比重也达 30%,这使建筑用能超越了工业用能和交通用能^[1-2]。而我国属于发展中国家,建筑用能在总用能的占比相对较低,但随着城市化的不断推进,我国的建筑用能会有很大上升空间。统计显示,2012 年我国建筑总能耗(不含生物质能)为 6.90 亿吨标准煤(tce),约占全国能源消费总量的 19.1%,且在 2001 年至 2012 年间,建筑商品能耗总量及其中电力消耗量均大幅增长^[3]。可见,在我国建筑用能日益增加的背景下,建筑节能是应对能源危机的重要手段。而在建筑的全生命周期中,生产建筑材料和建造过程中所消耗的能源一般只占其总能源消耗的 20%,大部分能源消耗来自建筑的运行过程,即建筑物内照明、采暖、空调和其他各类设备的运行能耗,因此,减少建筑运行能耗又是建筑节能中最重要的着力点。

公共建筑是指非住宅类民用建筑,包括办公楼、商店、旅馆、文化体育设施、交通枢纽、学校、医院等。2001~2012 年间,我国公共建筑面积增加了近 1 倍,平均单位面积能耗从 16.5kgce/m² 增长到 21.9 kgce/m²,能耗强度增长 33%,能耗总量增长近 1.6 倍。2012 年,我国公共建筑面积约为 83.3 亿 m²,占建筑总面积的 16.3%,能耗(不含北方采暖)为 1.82 亿 tce,占建筑总能耗的 26.4%,其中电力消耗为 4900 亿 kWh^[3]。可见,近年来我国公共建筑的面积和能耗强度都有显著增加,且该类建筑能耗在建筑总能耗中占比较大。

公共建筑按其能耗特点可大致分为两类:单体规模大于 2 万 m² 且采用集中式空调的建筑,称大型公共建筑;单体规模小于 2 万 m² 并且没有采用集中式空调的建筑,称为普通公共建筑。据估算,2011 年我国大型公共建筑总面积约为 5.7 亿 m²,除采暖外能耗折合为电力 120~180kWh/m²·年,普通公共建筑总面积约 74 亿 m²,除采暖外能耗折合为电力 50~70kWh/m²·年^[4]。对比发现,大型公共建筑的能耗强度是普通公共建筑的 2~4 倍,其面积只占公共建筑的 7%,电耗比重却达到了近 20%,加之其管理集中,可能的节能潜力大,应作为建筑节能的重点。

1.1.2 分项计量的推广

为了达到大型公共建筑节能的目的，减少运行过程中的能源消耗，最直接、最基础的工作便是了解实际的运行能耗是多少，能源消耗在了哪些用途上，每个用途消耗了多少能源，只有掌握了建筑中的能源流向，才能为开展节能工作提供方向和指导。但大型公建功能复杂，用能系统多样，若按照传统方法只对其总能耗进行计量，则无法分清各用能系统的具体能耗情况，也就无法有效指导具体的节能管理工作。所以，只有对各用能系统的能耗量进行分项计量，才能了解各用能系统的实际能耗状况，从而根据实际能耗状况制定相应的节能方案。另外，面对如此繁多的用能系统及其子系统，人工抄表的计量方式无论从数据精度上还是采集频率上，都无法满足相关要求，这时就要利用自动计量仪表在线计量、连续监测，并实时传输采集到的能耗数据至数据库。随着信息通信技术的发展和普及，数据采集和传输的成本不断降低，对一栋建筑进行分项计量的可行性，已经可以推广至一座城市或一个区域内的多栋建筑，将这些建筑的能耗数据按照统一的用能系统分类框架汇总并储存，便形成了公建能耗分项计量平台。在平台中，不但能够查询单栋建筑的各项用能并进行相关分析，还可以对多栋建筑的特定能耗进行对比，了解不同建筑间的用能差异，寻找节能潜力。

要建立这样的分项计量平台、完成其从无到有的过程，包括资金支持、制度确立和平台建设等诸多方面，需要在一段时间内逐步实现。2007年，财政部印发《国家机关办公建筑和大型公共建筑节能专项资金管理暂行办法》，明确专项资金用于包括安装分项计量装置、数据联网等搭建建筑能耗检测平台的补助支出^[5]。2008年，住房和城乡建设部正式印发了《国家机关办公建筑及大型公共建筑能耗监测系统（以下简称监测系统）分项能耗数据采集技术导则》、《监测系统分项能耗数据传输技术导则》、《监测系统楼宇分项计量设计安装技术导则》、《监测系统数据中心建设与维护技术导则》和《监测系统建设、验收与运行管理规范》，规范了建立能耗分项计量监测系统的各项制度^[6]。

截至2013年，在先后六批建设的公共建筑能耗监测系统试点省（市）中，已有深圳、天津、北京、重庆、江苏、上海等多个系统通过验收。其中，上海市已在200栋建筑中完成能耗分项计量系统的安装，并与系统平台一同通过验收。上海市人民政府于2012年印发了《关于加快推进本市国家机关办公建筑和大型公共建筑能耗监测系统建设的实施意见》，明确指出构建“全市统一、分级管理、互联互通”的建筑能耗监测系统，提出分阶段完成对全市国家机关办公建筑和大型公共建筑能耗监测的全面覆盖，分梯级建立建筑能耗监测市级平台、区级分平台和市级机关分平台，以加强建筑节能基础工作^[7]。

1.1.3 大型公建能效诊断的意义

通过上述分析可知,大型公共建筑能耗所占比重较大,对其进行分项计量后可以得知其运行过程中各用能系统的能耗信息,对其整体用能情况有一个全面的了解,从而能够为挖掘节能潜力、制定节能策略提供方向。

在公共建筑中,低效、老化及控制不合理的设备会浪费 15%~30%的建筑能耗^[8],但由于之前没有各用能系统的能耗数据,也无法建立对其特点的清晰认识,所以在这些问题没有对室内舒适性造成影响之前,往往不易被人察觉,日积月累,白白浪费了许多能源。另外,大型公建功能多样、系统繁杂,且各区域的用途、运营时间、管理方式各异,造成其用能系统的维护管理较为复杂,稍有疏漏就会造成大量能源浪费,或者建筑正常功能缺失。尤其在竣工年代较早的建筑中,几乎没有实质的数据信息可以指导楼宇维护管理人员排查能耗异常,维护人员只能凭借自己的经验来控制用能系统的运行,而这些系统的实际运行状况却不得而知。对于具体系统或者设备的能源浪费现象,如办公室夜间照明未关闭、空调末端应该关闭未关闭等能源浪费点,仅凭人力巡逻的方式来排查,不仅费时费力,在具体操作方式上也不现实。借助分项计量平台,对采集到的能耗数据进行分类汇总,便可以得到建筑各项用能的具体情况,通过对其进行能效诊断,便可以及时发现用能中出现的异常现象,并发出用能异常警告,提示管理者低能效点发生的时间和位置,指导其及时动作,减少能源浪费。

可见,借助分项能耗数据对大型公建进行能效诊断,能够清晰的获知建筑内用能的实时状态,及时发现用能异常点,并定位其出现的时间和用能系统,从而尽快排查、调整,保障建筑用能的正常使用,减少能源浪费。这对保证大型公建运行中能耗的高效使用,具有十分重要的意义。

1.2 国内外关于分项计量和建筑能效诊断的研究现状

1.2.1 国内外关于分项计量的研究现状

发达国家对建筑能耗信息的采集统计较早,如美国在全国范围内有三大能耗调查数据库:美国能源部(DOE)主持的 CBECS(Commercial Buildings Energy Consumption Survey),搜集旅馆数据的 HRG(Hospitality Research Group),搜集医院数据的 EPRI(Electric Power Research Institute)。这些数据库汇集了很多栋建筑能耗信息,但通过普查的方式得来,所以更新频率低,如 CBECS 每 4 年更新一次,只能作为建筑能耗宏观分析的数据源。

而要量化实时准确的建筑能耗，Akbari H 指出其数据来源可以是能源账单、能源审计、分项计量、建筑能源管理系统和模拟计算^[9]，全部依赖于实际测量，因为即使是模拟计算，也需要实际测量的数据进行验证。能源账单可以提供最准确的总能耗信息，但不够全面，若要深入分析系统用能则需要进行能耗拆分，基于少量宏观的测量数据，相关学者提出了一些拆分的方法^[9-12]。分项计量可以提供详细准确的能耗数据，但在国外没有政府推动，相关学者一般将其用于验证性研究^[13,14]。

鉴于分项计量系统在国外难以普及，国外学者转而研究非嵌入式能耗测量 (NILM, Non-Intrusive Load Monitoring)，通过分析测量总表的有功功率、无功功率和谐波变化等参数，辅以常见设备的用电特征，拆分出各个设备的能耗和启停时间，麻省理工的 Norford 在这方面做了很多研究^[15,16]，但此类方法只有在设备种类较少的住宅中才有较高的准确度^[17]，无法适用于设备多样的大型公建。

与国外不同，我国分项计量的发展主要由政府推动，高校和科研院所提供技术支持，自 2008 年开始推广，至今已取得了一定的成果。分项计量的最早尝试是在 2006 年，由清华大学节能研究中心设计、研发了分项计量系统的硬件和软件平台，并率先在北京政府机构中的 50 栋办公建筑进行了分项计量、实时采集和汇总^[18]。2008 年，住房和城乡建设部颁布了“国家机关办公建筑和大型公共建筑能耗监测系统建设相关技术导则”，标志着大型公建能耗分项计量系统的正式推广，相关的研究工作也在计量平台的建设过程中逐步开展。

分项计量系统涉及数据采集、传输、分类、存储等诸多方面，需要软硬件的协调配合，再加上对数据的处理和展示，各模块间环环相扣，缺一不可。西安建筑科技大学在系统建设方面展开研究，从控制理论和系统工程的角度对分项计量系统进行设计，提出了基于能源审计的分项计量系统、基于 Zigbee 与 GPRS 无线通信技术的能耗数据分布式远程网络化采集与传输方法，并将物联网技术运用其中，实现信息交互^[19,20]。湖北工业大学和北方工业大学则通过调查大学校园建筑能耗现状，提出了校园电能分项计量系统的设计方案和能耗划分模型^[21,22]。陈思嘉等基于对图书馆能耗情况的分析，提出了图书馆能耗分项计量设计方案^[23]。

对于电耗数据的采集，李宝树等设计了一种新方法，其采用在房间装电流互感器而非电表的形式，在不破坏供电线路结构的基础上得到房间内每个设备的能耗。其中，在识别用电设备时采用了波形因数法，并在 Matlab 环境下进行了仿真实验^[24]。但此方法仅在设备较少的房间有效，识别设备仅有白炽灯、电风扇和计算机，不适合大型公建。

面对采集到的多栋建筑中的各项能耗数据，需要按照统一的能耗数据分类模型分类汇总。2008 年颁布的《分项能耗数据采集技术导则》明确分类能耗数据

采集指标有6项：电量，水耗量，燃气量，集中供热耗热量，集中供冷耗冷量和其它能源应用量，其中电量又可分为四大分项：照明插座用电，空调用电，动力用电和特殊用电，各分项可根据建筑用能系统的实际情况灵活细分为一级子项和二级子项^[25]，其建筑总电耗的分类模型如表1.1所示。

表1.1 导则中建筑总电耗分类模型

总用电	照明插座用电	照明和插座用电
		走廊和应急照明用电
		室外景观照明用电
	空调用电	冷热站用电
		空调末端用电
	动力用电	电梯用电
		水泵用电
		通风机用电
	特殊用电	信息中心、洗衣房、厨房餐厅、游泳池或其他特殊用电

导则中的分类模型简单易行，但其并未给出明确的分类原则，可能会造成计量中出现重叠、遗漏等不合理现象。李俊根据“简单清晰”和“采集数据能够满足分类模型要求”这两个原则，提出了对子项划分较为细致的分类模型^[26]。王鑫分析总结了具有代表性的分类模型，按照通用性、可比性、易用性、完备性和适应性的原则给出了适合我国大型公建能耗统计的分类模型^[27,28]，所给模型对能耗的划分较为细致，并且兼顾可操作性，便于实现。

实际运用方面，王鑫在其博士论文中明确了分项计量系统作为节能管理平台和进行辅助节能诊断这两项基本功能，并在能耗拆分、数据弥补方面提出了相应的方法和模型。最后，总结了分项能耗数据在节能诊断中所采用的方法，包括波形特征值法、拟合参数法和效率指标法^[27]。范珑等将国内基于用电分项计量的建筑能源管理系统分为能耗计量检测系统、能源节能监管系统和能源管控优化系统三种基本类型，所需信息量和提供功能依次增加，最后与建筑自动化系统结合。其中节能监管系统除了计量检测系统所提供的能耗环比同比之外，还具有运行诊断、能效诊断、故障警报和节能评估等功能^[29]。

1.2.2 国内外关于建筑能效诊断的研究现状

建筑能效评级和建筑能效诊断都属于建筑能效评价的范畴，两者侧重点不同，所需数据支持也有所不同^[30]：能效评级主要侧重于建筑群之间和全楼宇层面的宏

观评价，目的在于为业主和公众提供统一、公认的方法，用以评价建筑的相对用能效率和 CO₂ 排放量，从而促进节能改进；能效诊断则侧重于发现具体的能源浪费点，更为细致也需要更多的数据，采取梯级分析法，根据数据的详细程度分析全楼宇、用能系统以及用能设备层面的能效，从而提供具体的节能策略。

能效评级较为宏观，其评价方法主要包括颁发能耗证书、提供节能标识、建立能耗基准并排名等等。在建筑能效证书和标识方面，由欧盟主导，EPBD(Energy Performance of Buildings Directive)的各成员国协同制定了建筑能效证书制度，并强制要求建筑在竣工、租售时，需要向业主或租户出示能效证书^[31]；在美国，bEQ(ASHRAE's Building Energy Quotient)项目建立了为建筑提供资产标识和运行标识的方法，前者侧重于设计参数，后者侧重于实际运行^[32]，另外，还有 DOE 的资产标识方法，主要是在国家层面上为商业建筑服务^[33]。在能耗基准和排名方面，有美国环保署(EPA)的能源之星(Energy Star)，美国加州的 Cal-Arch 和新加坡的 Energy Smart Office Label，其中以能源之星使用的最为广泛。能源之星以 CBECS、HRG 和 EPRI 三大能耗调查数据库为基础，用线性回归的方法得到办公、商场、宾馆、中小学校、数据中心等十类建筑的能耗与其对应影响因素的回归方程，并将数据库中每类建筑按能耗大小分为 100 个等级，把特定建筑的影响因素参数带入回归模型得到计算能耗后，与这些等级比较，若达到前 25%，便可获得能源之星标识^[34]。

在能效指标的选择上，以单位建筑面积的能耗量(EUI，又称能耗密度)使用的最为广泛，有时也用 CO₂ 排放量代替能耗量并按照建筑面积进行归一化处理，得到反映碳排放的能效指标。在分析方法上，主要以对比实测能耗与基准能耗为主要方法，而基准值的来源包括统计数据和模拟计算，如能源之星所采用的排名基准便来自统计数据。而借助于模拟计算的方法，大都将实测值与基准值的比值作为参考，如 González A B R 等人依据该比值将建筑分为 7 等，据此制定相应激励政策^[35]，ASHRAE 90.1 则认为该比值小于 1 即符合要求，并以两者的差值评判能效先进度^[36]，日本用空调系统能耗系数 CEC，即空调全年总能耗与假想累计负荷的比值，评价空调设计是否达标^[37]。

能效诊断相对微观，侧重于单栋建筑内的用能，对数据的依赖度较高，数据的种类、质量和数量直接决定了诊断的深度和精度。在国外，建筑能效诊断属于故障诊断的一部分，因为广义的故障既包括设备烧毁、阀门卡壳等造成系统无法运行的硬故障，也包括冷热抵消、大流量小温差等不影响舒适性却浪费能源的软故障，室内温湿度、设备运行参数和能耗量都可以作为诊断信息，建筑能效的高低也是其诊断过程的一部分。所以，故障诊断中所使用的分析方法和思路，在能效诊断中也可以借鉴和使用。

由于建筑内用能系统多样,用能特点复杂,尤其是大型公建的空调系统,设备种类多、组成形式各异,针对建筑能效诊断的研究也包括多个方面,大概可以分为全楼宇层面的能效诊断和空调系统的能效诊断,前者主要对建筑总能耗和建筑内较大的用能系统能耗进行能效诊断,及时发现用能异常并定位,后者侧重于空调系统及其子系统和设备的能效诊断,会涉及到设备的具体故障。

在全楼宇能效诊断方面,Curtin J M 基于前人的研究,开发并验证了建筑自动调试工具 ABCAT(Automated Building Commissioning Analysis Tool),以全楼宇的耗电量、耗热量、耗冷量以及室外温湿度为输入参数,基于物理规则并以 Excel 为工具建立模型计算参考能耗,之后用至少四周调试后的数据校准模型,对比实际能耗与参考能耗得出故障的持续影响曲线,将能源浪费的积累量转化为浪费资金,以此判断能耗故障^[38]。Bynum J D 等在更多的建筑中测试了 ABCAT,包括实时数据和历史数据,认为该工具能够识别故障开始时间,适用于长期存在的故障判断(如周、月),但自动诊断能力不足^[39]。Lin G 等在 ABCAT 中加入天数限制法,以正负一个标准差作为阈值,来判断建筑的不合理用能,在模拟测试中诊断出由 5 个控制逻辑改变而造成的 8 个能耗故障,并从某建筑 15 年的运行数据中排查出了 30 个能耗故障^[40]。Lin G 等利用余弦相似性和欧几里得距离相似性来诊断建筑能耗问题,首先定义十种典型的全楼宇故障,并将每种故障按照严重程度分为 5 级构成故障库,运用 ABCAT 模拟无故障时和故障库中每一种故障条件下的能耗,与实际能耗构成向量,通过相似度对比诊断故障^[41]。该方法更侧重于找出故障原因,但目前仅对发生单一故障情况有效。

除了基于物理规则建立模型用于能效诊断以外,一些学者还利用数据挖掘技术对实时采集到的能耗数据进行诊断分析。Seem J E 通过对建筑逐天历史能耗数据的分析,将其按照日期类型分类汇总,利用广义的极值学生化分布离差诊断异常数据,并用修正的偏差 z 值衡量异常程度及方向,经过实测数据检验,发现了建筑运行中真实存在的三类用能异常^[42]。Khan I 等采用分类决策树和两种聚类分析的方法对建筑逐时的照明能耗进行诊断测验,发现分类决策树对短期能耗数据的诊断效果优于聚类分析^[43]。

O'Neill Z 等建立的故障诊断系统则结合了物理规则模型和数据挖掘技术,针对独栋楼宇用 EnergyPlus 建立参照模型,并用 Matlab 建立接口将实时采集的人员、气象等信息输入参照模型,计算得到参考能耗,与实测能耗进行实时对比,用主成分分析法获得诊断阈值和不确定度,及时发现用能异常。该方法在实际楼宇的测试取得了良好的诊断效果^[44]。

对空调系统能效诊断的研究,已有近二十年的发展历程,也取得了一定的成果。在系统层面,Visier J C 等针对校园供热系统,利用自上而下的能耗数据发

现能耗问题，随之采用局部自下而上的方法诊断问题原因，主要利用室内外温度和回水温度作为输入参数，经过预处理得到使用前 2 小时、开始使用时和未使用空间的日均温度后，对应到各类故障，包括开启太早、未使用房间异常供热、使用房间过冷过热等等^[45]。在设备层面，Shaw S R 等利用设备电耗数据和整体电耗数据，在稳态和动态条件下对风机、水泵和阀门等的故障进行诊断，采用了电耗量与设备参数的拟合曲线，得到回风阀卡壳和泄露、冷盘管泄露、压力传感器漂移、压力控制器失稳和风机传送带打滑等故障在 4 种空调运行模式下的诊断效果，且认为使用整体电耗数据时，发现故障，尤其是诊断故障的能力将会减弱^[46]。

由于空调系统的各子系统间联系紧密，相互影响，单个子系统或设备的最优运行未必能使整个空调系统达到最佳运行状态，于是很多学者对空调系统的整体诊断进行了研究。Schein J 等建立了一个逐级诊断法则，兼容各个设备层的故障诊断方法，给出四个总原则，中心思想是将末级设备出现的问题归因于上层，然后对上层设备或系统进行故障排查，直至无故障的上层设备或系统为止，之后再向底层排查故障。其中，法则中认定故障的阈值是根据实际数据采用试错法得到的^[47]。Wu S 等基于两栋建筑建立了自上而下逐步缩小故障范围的方法，主要采用时间分区和空间分区，即将白天和黑夜、工作日和节假日以及不同季节的数据分开对比，不同末端负责的空间区域内的数据也分开，以设备进出口工质的能差作为设备能耗，以室外空气温度作为绝对标杆，采用主成分分析法对比设备与室外空气的映射角，定位出现故障的设备^[48]。Khire R 等基于 TRNSYS 建立了故障模型库，对夏季和冬季发生单一故障和双重故障的情况进行模拟分析，利用故障对全楼宇能耗的总影响量作为判别参数，得出全天工作和新风阀卡壳单独发生时对能耗影响最大，PID 控制故障作为单一故障时对能耗影响较小，但若与排风温度传感器漂移同时发生，则能耗显著增大，并指出只需排除双重故障之一便可有效节能。但三重及以上故障同时发生的情况太多，未来的研究应先分析故障同时发生的概率，再进行有效模拟^[49]。

将全楼宇和空调系统两个层面的能效诊断结合在一起，一些研究机构给出了具有一定通用性的诊断方法和诊断工具，如英国的 EARM-OAM(Energy Assessment and Reporting Methodology-Office Assessment Method)给出了详细的能效诊断步骤，可以对系统层面的能效进行评价^[10,11]。美国的西北太平洋国家实验室(PNNL, Pacific Northwest National Laboratory)开发了全楼宇诊断工具 WBD(Whole Building Diagnostician)，包括 WBE(Whole Building Energy)和 OAE(Outside Air Economizer)两个模块，前者依据室外温湿度和运行时间将能耗数据归类，选取每类数据的中位数作为该分类情况下的基准能耗，用来诊断用能异常；后者着重研究新风系统的传感器故障、硬件故障和控制故障，其诊断算法

基于规则，按照新风比检测、新风量检测、经济器是否开启、经济器控制规则和最大新风量是否超标的流程依次判断，最后判断出每小时的运行状态是否良好[50-54]。

相比于国外，我国对公共建筑能效诊断的研究起步较晚，新世纪以来才逐步发展。但我国的优势在于近期政府推广的分项计量政策，可以获得大型公建相对详细的能耗数据，加之以后与常规建筑自动化系统所采集的温度压力等参数结合，将为能效诊断提供便利。

对于公共建筑的能效评价，湖南大学对能效基准和评价指标体系进行了相关研究，对能耗影响因素进行了分析，并尝试着构建评价指标体系和相关权重^[55,56]；重庆大学对能耗定额的制定、公共建筑的节能诊断进行了相关研究，利用回归方程对能耗进行了预测，但主要侧重于建筑围护结构的评价，而非用能系统^[57-59]。康一亭利用北京市30栋大型办公建筑12个月的能耗数据进行多元线性回归分析，得到北京市办公建筑能耗回归模型并以此计算样本建筑的预测能耗密度，仿照美国能源之星制定了1-100的评分制度。另外，设计正交试验，采用模拟的方法分析了回归方程中的能耗影响因子的影响力大小^[60]。而文精卫采用SPSS软件对模拟数据进行逐步回归，得到空调年能耗的回归模型，用于能效评价^[61]。在能效指标方面，我国当前以单位面积的能耗定额为主^[62,63]，而有学者认为用人均能耗更为合理^[64,65]。总体来讲，较成体系的评价指标还只存在空调系统中^[66,67]，对其他用能系统和设备的评价尚不完善。

在运用分项计量数据进行能效诊断方面，马宁提出了基于拆分算法的节能诊断和节能量预测，但未用实际数据进行验证^[68]。郭奕萍利用校园能耗分项计量系统，以单位建筑面积供暖能耗趋势图对冬季教学区、宿舍区和家属区的供暖能耗进行了节能诊断，结合实际调研，认为家属区存在供热不平衡现象，有较大节能潜力。另外，在对教学楼电耗的诊断以单位面积电耗为指标，认为第三教学楼和图书馆能耗偏高^[22]。陈海波等利用10栋大型公建2年的历史数据进行节能诊断，结合实际工程，在能耗拆分算法中采用抓大放小和优先计量负荷高但运行不规则设备的估算算法，在楼宇能耗层面使用横向比较促进节能，对于单栋建筑采用单位建筑面积能耗指标发现能耗问题，继而进行现场调研最终确定故障位置^[69]。还有些研究人员仅凭人工分析实测能耗数据，对能效诊断做了一些尝试^[70,71]。

1.2.3 基于分项计量的建筑能效诊断发展趋势

当今社会已经逐步进入大数据时代，对海量数据的分析和应用将成为服务于社会进步和节能发展的重要手段，而对建筑能耗数据的分析，是其不可或缺的重

要一环。从故障诊断发展的角度看，结合电耗数据进行建筑系统的故障诊断，也是未来发展方向之一^[72]。

随着分项计量的逐步普及、数据采集装置的不断升级，分项计量数据采集系统会覆盖越来越多的建筑，不但会得到更多、更全面的建筑能耗数据，同时计量精度也会大幅提高。这些优质的海量数据中蕴含大量的有效信息，通过对其筛选和分析，用于建筑能效诊断，能够及时发现能源浪费并合理改进，提高用能效率。而单凭人力分析处理如此大量的数据显然不现实，通过设定诊断算法并借助计算机实现自动化诊断，及时输出诊断结果，将是未来建筑能效诊断的发展方向。

1.3 本论文的主要研究内容

综上所述，我国公共建筑有较大的节能潜力，分项计量也已经逐渐推广，但利用分项计量数据对公建用能效率的诊断研究还处于起步阶段，以人工按照经验诊断为主，自动化程度较低。

基于上述分析，充分利用分项计量平台采集到的分项能耗数据进行公共建筑能效诊断，虽然不涉及到具体的故障原因，却能发现建筑用能异常出现的位置和时间，将有助于建筑维护人员及时采取措施，减少能源浪费。

本文的主要研究内容如下：

1) 分析实际楼宇分项计量系统现状，了解能耗数据和建筑基本信息的采集深度和精度，得出实际采集数据中存在的问题，为接下来的数据使用奠定基础，见本文第 2 章；

2) 通过对公共建筑分项能耗历史数据的分析，归纳各分项的能耗特点，选用回归和特征平均的方法建立不同层次的能耗预测模型，用以计算基准能耗，见本文第 3 章；

3) 基于各层次的能耗预测模型，建立相应分项在不同诊断深度下的能效诊断算法：首先划定逐周、逐天和逐时的诊断层次，然后根据分项能耗历史数据的特点选择能耗预测模型，求得基准能耗，最后与实测能耗对比，通过相对误差和绝对误差的大小得出诊断结果，见本文第 4 章；

4) 对于因现有信息不足而无法建立能耗预测模型的空调子系统，为了在当前能够实现对其进行能效诊断，通过对能耗数据的分析，并辅以工程经验，建立简单的冷热量估算方法以求其能效，结合能效指标，建立基于规则判断的空调能效诊断算法，见本文第 5 章；

5) 第 4 章和第 5 章所建立的算法共同组成完整的能效诊断算法，使用该算法，针对办公、商场和综合建筑这三类常见建筑类型，分别选取一栋建筑的实测

数据进行诊断，验证诊断结果，见本文第6章。

本文总体的研究思路和内容如图1.1所示。

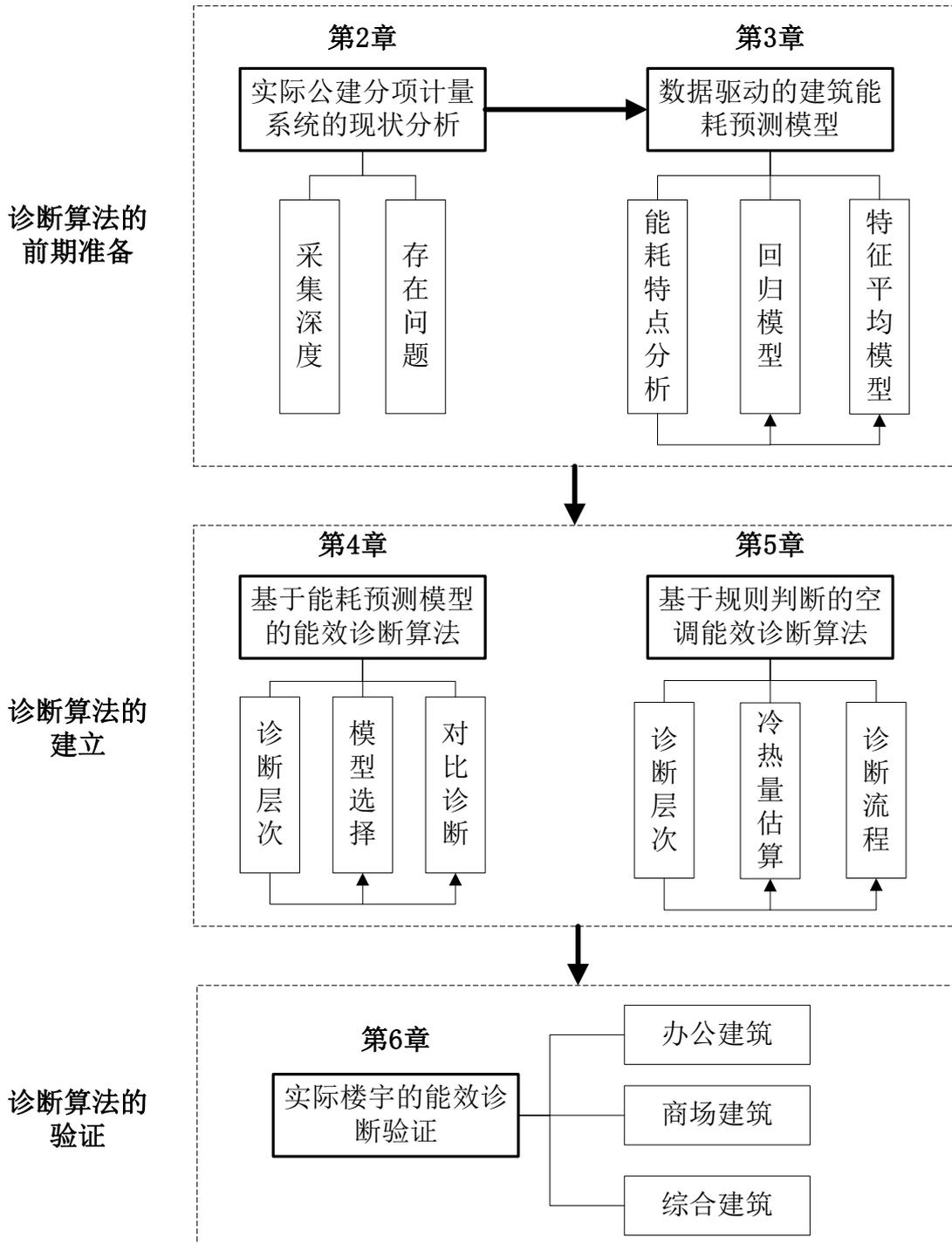


图 1.1 研究思路与内容

第2章 实际公建分项计量系统的现状分析

2.1 实际公建分项计量系统的能耗数据

2.1.1 能耗数据的分类模型

建设部导则中的分类能耗数据采集指标包括电量、水耗量、燃气量、集中供热耗热量、集中供冷耗冷量和其他能源应用量等六类能耗，但在实际工程中，受施工条件、技术水平和投资成本的多方面影响，若要在分项计量建设推广的初期就采集到种类如此全面的能耗数据，并不易实现。不过，公共建筑的用电量在其整体用能中所占比重较大，采集其电量数据也能够大概反映大多数公建的用能情况。另外，电量数据相较于其他类别的数据而言，有采集简单、传输方便、操作安全的特点，所以，当下的公建能耗分项计量系统主要采集的是电量数据。

本文所研究分析的大型公建能耗分项计量数据采集系统，所采集的是上海市长宁区和黄浦区的大型公共建筑电量数据，其建筑用电的分类模型主要以建设部导则中给出的分类模型为框架，结合实际楼宇中的配电情况和施工环境进行相应调整、补充，得到最终的分类模型如表 2.1 所示。

由表 2.1 可见，建筑总用电由照明与插座用电、空调用电、动力用电、特殊和其他用电这四大分项构成，而各分项又根据其具体的用能特点灵活的分为一级子项和二级子项，其中：

照明与插座用电是建筑物主要功能区域的照明、插座等室内设备用电的总称。其中公共区域照明用电是指建筑物中主要公共区域的照明灯具用电，如门厅、大堂等；走廊与应急照明用电是指建筑物中走廊的公共照明设备和应急指示灯具用电；室外景观照明用电是指建筑物外立面用于装饰用的灯具及用于室外园林景观照明的灯具用电；地下室照明用电是指地下车库的照明灯具用电；照明与插座综合用电是指建筑主要功能区域的照明灯具和从插座取电的室内设备用电，如计算机等办公设备，若空调系统末端用电不可单独计量，空调系统末端用电也会计算在此子项中，如全空气机组、新风机组、排风机组、风机盘管和分体式空调器等。

空调用电是为建筑物提供空调、采暖服务的设备用电的统称，包括冷热站用电和空调末端用电两个子项。冷热站是空调系统中制备、输配冷热量的设备总称：冷冻（采暖）泵用电是指在制冷和采暖两个工况下，冷热水共用的水泵用电；冷却泵用电是指输配冷却水的水泵用电；空调机组用电包括电制冷冷水机组和风冷

热泵用电；冷却塔用电是指冷却塔风机的用电；热水循环泵用电是指仅在采暖工况时的输配热水的水泵用电；锅炉用电是指采暖用的电锅炉和锅炉房的配套设施用电。空调末端用电是指可单独计量的所有空调系统末端用电，包括全空气机组、新风机组、空调区域的排风机组、风机盘管和分体式空调器等。

表 2.1 实际公建分项计量的分类模型

	四大分项	一级子项	二级子项	
总用电	照明与插座用电	公共区域照明用电		
		走廊与应急照明用电		
		室外景观照明用电		
		地下室照明用电		
		照明与插座综合用电		
	空调用电	冷热站用电		冷冻（采暖）泵用电
				冷却泵用电
				空调机组用电
				冷却塔用电
				热水循环泵用电
				锅炉用电
		空调末端用电		全空气机组用电
				新风机组用电
				排风机组用电
				风机盘管用电
			分体空调器用电	
	动力用电		电梯用电	
			水泵用电	
			通风机用电	
			动力综合用电	
	特殊和其他用电		信息中心用电	
			洗衣房用电	
			厨房餐厅用电	
		游泳池、浴室用电		
		健身房用电		
		其他用电		

动力用电是集中提供各种动力服务的设备用电的统称。其中电梯用电是指建

筑物中所有电梯及其附属的机房专用空调等设备用电,包括货梯、客梯、消防梯、扶梯等;水泵用电是指除空调采暖系统和消防系统以外的所有水泵用电,包括自来水加压泵、生活热水泵、排污泵、中水泵等;通风机用电是指除空调采暖系统和消防系统以外的所有风机用电,如车库通风机、厕所排风机等;对于在配电间中仅知晓其用于动力服务,但却无法获取其详细服务对象的用电支路,都并置于动力综合子项。

特殊和其他用电是指不属于建筑物常规功能的用电设备耗电量,其用电特点是能耗密度高、占总电耗比重大的用电区域及设备,包括信息中心、洗衣房、厨房餐厅、游泳池、浴室、健身房和其他用电等六个子项。需要说明的是,对在配电间中仅知晓其用于特殊和其他用电,但却无法获取其详细服务对象的用电支路,都并置于其他用电子项。

2.1.2 能耗数据的采集深度

实际计量系统中,对电耗数据的计量分为直接计量和间接计量两种方式。顾名思义,直接计量即在电路中安装计量仪表,直接测得该电路的电耗量,这种计量方式一般针对总用电线路和底层的用电支路、大型设备使用。在建筑的总电接入处安装电表,以测量所得电耗作为建筑的总电耗量,同时还可以与电业局的逐月电费账单比对,校准所测电量值,所以,建筑的总电耗量一般较为准确。接入建筑的高压电通过变压器到达低压配电柜,通过配电柜分为多个用电支路,同时在配电柜上标示每个用电支路的负载类型,这些底层的用电支路是直接计量的主体。另外,对于冷热源机组、输配水泵等大型用电设备,有时也会单独安装电表以计量单个设备的用电情况,只不过限于安装条件等客观因素,并非所有的建筑都进行了大型用电设备的单独计量。

将直接计量得到的多条用电支路电耗数据,按照其负载类型划分至能耗数据的分类模型之中,通过同项用电间的相加便得到四大分项和一些子项的电耗量。可见,四大分项和大部分子项的电耗值主要是由间接测量的方式得来的。

在能耗数据采集的时间深度方面,导则要求分项能耗数据的采集频率为每 15 分钟 1 次到每 1 小时 1 次之间,数据采集频率可根据具体需要灵活设置。本文所研究的分项计量系统所使用的多功能电表能够以 5 分钟/次的频率采集电耗数据,并通过数据聚合,获得逐刻、逐时、逐天的电耗量。

2.2 实际公建分项计量系统的建筑基本信息

按照住建部导则的要求，除了建筑能耗数据以外，建筑基本情况数据也是分项计量系统的采集对象，虽然属于附属信息，但对于正确认识建筑用能情况、进行能效诊断，建筑的基本信息也十分重要。

根据建筑的使用功能和用能特点，导则中将国家机关办公建筑和大型公共建筑分为 8 类，建筑基本情况的信息采集也根据建筑类型划分为基本项和附加项。8 类建筑的基本项均包括建筑名称、建筑地址、建设年代、建筑层数、建筑功能、建筑总面积、空调面积、采暖面积、建筑空调系统形式、建筑采暖系统形式、建筑体型系数、建筑结构形式、建筑外墙材料形式、建筑外墙保温形式、建筑外窗类型、建筑玻璃类型、窗框材料类型、经济指标（电价、水价、气价、热价）、填表日期、能耗监测工程验收日期；附加项则根据建筑类型而异：

- 1) 办公建筑：办公人员人数；
- 2) 商场建筑：商场日均客流量、运营时间；
- 3) 宾馆饭店建筑：宾馆星级（饭店档次）、宾馆入住率、宾馆床位数量；
- 4) 文化教育建筑：影剧院建筑和展览馆建筑的参观人数、学校学生人数等；
- 5) 医疗卫生建筑：医院等级、医院类别（专科医院或综合医院）、就诊人数、床位数；
- 6) 体育建筑：体育馆建筑客流量或上座率；
- 7) 综合建筑：综合建筑中不同建筑功能区中区分建筑用能特点情况的建筑基本情况数据；
- 8) 其它建筑：其它建筑中区分建筑用能特点情况的建筑基本情况数据。

但在实际工程中，由于计量人员人数有限、物业管理信息调研不足、双方配合不密切等诸多原因，对上述信息的采集还停留在简单记录的层面上，若物业管理者对某些信息不知晓或不告知，则该项数据便为空缺状态。现有平台所获取的有效建筑基本信息只有以下 3 类，且并非覆盖了所有计量的建筑：

- 1) 建筑概况：建筑名称、位置、类型、结构形式、总面积，建造年代，楼层数，外墙、屋面的材料形式，建筑外窗类型；
- 2) 用能系统情况：空调系统形式，大型用电设备铭牌参数（如变压器、冷热机组、空调水泵、电梯等）；
- 3) 运行管理情况：物业管理记录，运行操作方式。

另外，本文所研究分析的公建能耗分项计量数据采集平台，除了以上建筑基本情况信息之外，还从上海的气象站获取了室外气象参数信息，并集成至系统平台之中，包括温度、湿度、气压和风向等，数据频率为 30 分钟/次。

2.3 当前公建分项计量系统存在的问题

计量建筑各项用能的实际数据、搜集建筑基本信息，看起来虽然是很简单很明确的事情，但在实际建筑中实现却非常不易，需要做大量认真细致的工作。在现有的实际工程应用中，由于对计量系统的认识不全面、粗放的管理理念未转变等原因，很多基层的工作没有做好，数据质量的问题普遍存在。

2.3.1 能耗数据的问题

通过分析当前分项计量系统所采集到的能耗数据，发现其在能耗数据采集方面存在的问题有：

1) 导则要求采集的 6 类能耗数据中仅采集了电耗数据。没有单独计量水耗量，也没有将供水公司的水耗量纳入计量平台；因为施工安全性的缘故未能计量燃气量；对已竣工建筑安装外挂式冷热量表的精度很差，造成冷热量数据不全，几乎无法使用；其他能源更是没有计量。

2) 计量支路不全面，总电耗与分项电耗之和不等，存在未计量支路，如一些备用电路其实被作为日常用电支路，却未计量。

例如建筑 GO，从表 2.2 中可以看出，其四大分项之和小于总电耗量。

表 2.2 建筑 GO 的逐天电耗

日期	照明与插座	空调	动力	特殊与其他	四大分项之和	总用电
2014/6/8	6915.99	5994.35	2298.02	3419.62	18627.98	19926.8
2014/6/9	11535.58	16197.33	3467.67	3315.4	34515.98	35627.2
2014/6/10	11689.75	16466.72	3557.38	3549.02	35262.87	36345
2014/6/11	11568.76	16242.3	3569.92	3579.18	34960.16	36156
2014/6/12	11747.52	16458.65	3613.58	3606.42	35426.17	36550.6
2014/6/13	11518.35	16128.79	3582.69	3618.64	34848.47	36025
2014/6/14	7504.2	9264.93	2540.19	3524.78	22834.1	23944.6

3) 计量支路不清晰，由于用电掺混、配电柜标识不清的原因，一些本属于其他用电分项的电量数据被归入特定分项，如动力用电中掺杂了空调用电、空调末端中掺杂非空调用电等等。

例如建筑 CN 的动力用电，呈现冬夏季明显高于其他季节，可能掺杂了空调用电，如图 2.1 所示；再如建筑 CX 的空调末端用电，无论季节，每天均有较大的电耗量，可能掺杂了非空调末端用电在内，如图 2.2 所示。

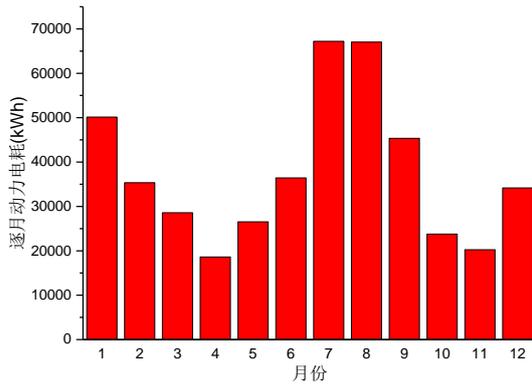


图 2.1 建筑 CN 的逐月动力电耗

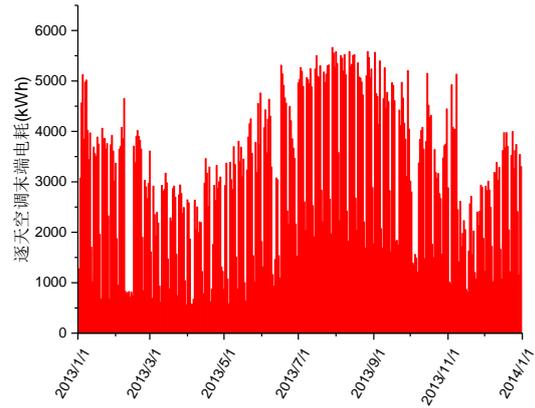


图 2.2 建筑 CX 的逐天空调末端电耗

4) 支路信息调研不充分或没有调研，导致计量得到的数据没有明确的分项属性，也就无法按照统一的能耗分项模型归类和应用，全部堆在“综合用电”中，同时造成一些分项没有能耗数据。

例如建筑 S 的动力分项中，没有电梯和水泵的数据，通风机的电耗量也较小，动力综合几乎与整个动力分项的电耗相当，如表 2.3 所示。

表 2.3 建筑 S 的逐天动力电耗

日期	电梯用电	水泵用电	通风机用电	动力综合用电	动力分项用电
2013/8/11			0.73	1270.79	1271.52
2013/8/12			0.77	1268.34	1269.11
2013/8/13			0.76	1260.23	1260.99
2013/8/14			0.76	1271.1	1271.87
2013/8/15			0.76	1259.56	1260.32
2013/8/16			0.76	1261.84	1262.61
2013/8/17			0.73	1265.3	1266.03

5) 数据传输中存在断数现象。现阶段的数据采集系统应用的是总线模式，数据从末端到中央主机，需要经过串联结构的多个过程，其中任一环节出现问题都会导致数据传输失败。临时性的问题导致短期中断，可以通过重新传输弥补，但长期的数据中断会造成期间的数据彻底丢失。

例如查询建筑 GB 在 2013 年 8 月 7 日至 17 日的电耗数据，发现只得到了 7 天的数据，其中 8 月 9 日、14 至 16 日的数据缺失，如表 2.4 所示。

表 2.4 建筑 GB 的逐天电耗

日期	照明与插座	空调	动力	特殊与其他	总用电
2013/8/7	32783.82	39662.99	23578.2	2435.1	120793
2013/8/8	4439.92	7088.38	1046.87	502.95	9665.8
2013/8/10	31541.69	27399.07	22122.23	2501.04	114562
2013/8/11	31873.71	27687.28	22355.09	2527.37	115767.9
2013/8/12	34805.03	29163.21	23748.26	2546.11	122231.1
2013/8/13	17800.2	17601.5	13664.61	1469.16	69314.8
2013/8/17	29756.96	32841.9	15519.19	2406.81	99289.4

6) 数据采集中存在计量仪表异常, 造成采集数据失真。如电表反转, 产生一些负值数据; 电表缺项, 三相电表只采集了两相用电, 与真实电耗差距达三分之一; 电表数据发生阶跃变化, 出现较大负值和正值, 造成短期内数据不可用。

例如建筑 GB 的照明电耗数据, 在 8 月 26 日和 27 日这两天电耗量出现了较大的负值和正值, 造成这两天的数据无法使用, 如表 2.5 所示。

表 2.5 建筑 GB 的逐天照明电耗

日期	公共区域照明	走廊与应急照明	室外景观照明	地下室照明	照明与插座综合	照明分项电耗
2013/8/23	33504.39	14445.1	2157.66	273.34	592.55	33504.39
2013/8/24	30126.56	14454.13	2148.44	275.77	565.44	30126.56
2013/8/25	29526.23	13992.07	2142.48	267.72	543.3	29526.23
2013/8/26	-3111833006	-1037266406	-2074583059	173.77	562.36	-3111833006
2013/8/27	3111898019	1037293800	2074587391	193.11	561.04	3111898019
2013/8/28	31694.24	13342.71	2154.53	204.54	547.45	31694.24
2013/8/29	32768.45	13873.57	2147.99	168.19	588.63	32768.45

2.3.2 建筑基本信息的问题

当前分项计量系统在建筑基本信息和气象参数采集方面存在的问题有:

1) 建筑围护结构和使用材料不准确。对外墙、外窗、屋面的建筑材料、保温形式调研深度不够, 尤其对于建造年代较早的既有建筑, 此类数据较为粗糙。

2) 空调系统形式有误。公共建筑通常采用集中式空调系统, 而空调系统能耗一般占建筑总能耗的 30%~50%, 且不同的空调系统形式对空调能耗、系统效率会有较大的影响。但现有的计量系统对此类数据的调研精度不佳。

3) 空调面积未知。现有的调研中一般只粗略的记录建筑总面积, 没有进行

深入的调研获知空调面积，而空调面积是评价空调系统能效水平的重要因素。

4) 设备铭牌参数缺失。对于一些楼宇，通过现场调研的方式获得了其冷热源机组、空调用水泵、冷却塔等大型用电设备的铭牌参数，但受人力资源的限制，大部分楼宇都没有此类数据。

5) 物业管理运营信息太过笼统。在调研中，各建筑的物业管理公司水平存在差异，但大都按照简单粗犷的管理方式进行系统调节，对运行管理日志的记录和更新也较为简单，所得的有效信息较少。

6) 气象参数中没有辐照度的数据。太阳辐射会在一定程度上影响建筑的冷热负荷，从而影响空调系统的能耗高低。在缺乏冷热量数据的建筑中，必要的气象参数缺失会对空调系统的能效评价增加困难。

2.4 本章小结

本章主要分析了实际楼宇分项计量系统的现状及存在问题，对比住建部导则中的要求，发现在能耗数据的采集深度方面，现有的计量系统以电耗量的采集为主，缺少水耗量、燃气量等其余分类的能耗数据，但在采集频率上满足导则中的要求；采集精度方面，存在着计量不完整、分项不清晰、调研不深入、数据质量低等问题。在建筑基本信息方面，由于在实际操作中调研深度不够，造成空调系统形式、空调面积、设备铭牌等重要信息缺失或失准的现象。

这些必要数据的失准和缺失，为大型公建的能效诊断增加了很多困难，在使用这些数据时，需要尤为注意。

第3章 数据驱动的建筑能耗预测模型

分项计量系统最主要的功能是采集建筑的能耗数据,所以能耗数据是相关研究的起点和主体。通过对采集到的历史能耗数据进行分析,可以大概知晓建筑各分项的能耗范围和用能特点,进而可以用特定的公式和模型反映其内在规律。这种从历史数据出发、通过对数据中蕴含信息进行挖掘而得到相应结论的方法,叫做数据驱动法。

建筑能耗预测模型是将建筑能耗的变化规律用相应的模型形式和参数反映出来,将能耗影响因素作为自变量输入预测模型,即可输出作为因变量的能耗值。建筑能耗预测模型的使用范围很广,包括电力需求响应、节能量校核、运行策略制定和能效诊断等方面。常见的能耗预测模型大致可以分为三类:一是白箱模型,其基于物理法则,通过大量详细的建筑信息和气象参数所建立的预测模型,如 EnergyPlus 和 eQuest 中使用的能耗计算模型;二是黑箱模型,利用数据拟合技术建立,将大量的因变量和相应自变量数据作为训练数据输入模型,训练出反映输入数据特点的预测模型,如人工神经网络和支持向量回归;三是灰箱模型,通过物理法则搭建模型框架,之后运用一定量的数据训练并优化模型,如贝叶斯网络和 RC 模型^[73]。

数据驱动的建筑能耗预测模型,即是采用数据驱动的方法,通过对历史能耗数据分析来获得其能耗预测模型,用以预测特定情况下的基准能耗值。

本章所述的能耗预测模型,是为了在建筑能效诊断中提供基准能耗值,不但要考虑与诊断算法的衔接,更要考虑在现有分项计量系统下的适用性。现有分项计量系统所调研的建筑基本信息较少,采用白箱模型通过物理法则详细计算能耗并不现实,且模拟软件所建立的模型仅对应于特定的某栋建筑,通用性差;而采用人工神经网络或贝叶斯网络模型则较为复杂,不方便在现有系统中实施推广。所以,综合适用性和准确性方面的考虑,选用回归模型和特征平均模型作为能耗预测模型,并通过对历史能耗数据的分析确定其模型形式和参数,用于建筑能效诊断。

3.1 回归模型

3.1.1 回归模型的特点与适用性

回归分析是统计预测方法的一种,采用数学和数理统计的方法建立因果模型,

即回归模型。回归模型不仅能够用于预测，还能在一定程度上解释系统内部运行的原因和各个因素之间的关系，适用于有一定数量的被解释变量数据和相应的解释变量数据，且对两类数据间的关系有一定认识的情况下，进行特定解释变量值的预测。

根据自变量个数，回归模型可以分为一元回归模型和多元回归模型。下面以多元线性回归模型为例，简述回归模型的特点。

多元线性回归模型用以描述某一变量与其他变量之间统计关系，一般形式为：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p + \varepsilon \quad (3.1)$$

其中， $\beta_0, \beta_1, \cdots, \beta_p$ ，是 $p+1$ 个未知参数， β_0 称为回归常数， β_1, \cdots, β_p 称为回归系数。 y 称为被解释变量（因变量）， x_1, x_2, \cdots, x_p 是 p 个可以精确测量并控制的一般变量，称为解释变量（自变量）， ε 是随机误差。对随机误差项我们常假定

$$\begin{cases} E(\varepsilon) = 0 \\ \text{var}(\varepsilon) = \sigma^2 \end{cases} \quad (3.2)$$

称

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p \quad (3.3)$$

为理论回归方程。

对一个实际问题，如果我们获得 n 组观测数据 $(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ip}; y_i)$ ($i=1, 2, \cdots, n$)，则线性回归模型式可表示为

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \beta_2 x_{12} + \cdots + \beta_p x_{1p} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \beta_2 x_{22} + \cdots + \beta_p x_{2p} + \varepsilon_2 \\ \cdots \cdots \\ y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \beta_2 x_{n2} + \cdots + \beta_p x_{np} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (3.4)$$

写成矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3.5)$$

其中 \mathbf{X} 是一个 $n \times (p+1)$ 阶矩阵，称为回归设计矩阵或资料矩阵。在实验设计中， \mathbf{X} 的元素是预先设定并可以控制的，人的主观因素可作用其中，因而称 \mathbf{X} 为设计矩阵。

为了方便地进行模型的参数估计，对回归方程式有如下一些基本假定：

1) 解释变量 x_1, x_2, \cdots, x_p 是确定性变量，不是随机变量，且要求

$\text{rank}(\mathbf{X})=p+1<n$ ，即设计矩阵 \mathbf{X} 中的自变量列之间不相关，样本量的个数应大于解释变量的个数， \mathbf{X} 是一满秩阵。

2) 随机误差项具有零均值和等方差，即

$$E(\varepsilon_i) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.6)$$

$$\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \begin{cases} \sigma^2, & i = j, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \\ 0, & i \neq j, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3.7)$$

表明观测值没有系统误差，且随机误差项在不同的样本点之间是不相关的，不存在序列相关，并且有相同的精度。

3) 随机误差项服从正态分布，即

$$\begin{cases} \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2), & i = 1, 2, \dots, n \\ \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n \text{ 相互独立} \end{cases} \quad (3.8)$$

在大样本情形下，最小二乘估计量都可认为近似服从正态分布，即假定 3) 成立；在面对小样本时，只是在对参数进行显著性检验和确定置信区间时才需要该假定，且该假定的成立与否对估计量的统计性质没有影响。

多元线性回归方程未知参数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 的估计可以采用最小二乘估计，对于 $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ ，所谓最小二乘法，就是寻找参数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 的估计值 $\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1, \widehat{\beta}_2, \dots, \widehat{\beta}_p$ 使离差平方和

$$Q(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p) = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \beta_2 x_{i2} - \dots - \beta_p x_{ip})^2 \quad (3.9)$$

达到最小，从而求出的 $\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1, \widehat{\beta}_2, \dots, \widehat{\beta}_p$ 就称为回归参数 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 的最小二乘估计。

在实际问题的研究中，事先并不能断定随机变量 y 与变量 x_1, x_2, \dots, x_p 之间确有线性关系，在进行回归参数的估计前，我们用多元线性回归方程去拟合随机变量 y 与变量 x_1, x_2, \dots, x_p 之间的关系，只是根据一些定性分析所作的一种假设。因此，当求出线性回归方程后，还需对回归方程进行显著性检验：一是针对回归方程显著性的 F 检验；二是针对回归系数显著性的 t 检验；三是衡量回归拟合程度的拟合优度检验。

F 检验是判断自变量 x_1, x_2, \dots, x_p 从整体上对随机变量 y 是否有明显的影响, 为了建立进行检验的 F 统计量, 利用总离差平方和的分解式, 即

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.10)$$

简写为 $SST = SSR + SSE$, 从而构造出 F 检验统计量为

$$F = \frac{SSR/p}{SSE/(n-p-1)} \quad (3.11)$$

对于一定的显著性水平 α (一般取 5%), 当 $F > F_{\alpha}(p, n-p-1)$ 时, 认为 y 与 x_1, x_2, \dots, x_p 有显著的线性关系, 即回归方程是显著的。

t 检验是判断每一个自变量对 y 是否有明显的影响, 在原假设 $H_{0j}: \beta_j=0$ 成立时, 第 j 个自变量对应的 t_j 统计量服从自由度 $n-p-1$ 的 t 分布。给定显著性水平 α , 查出双侧检验的临界值 $t_{\alpha/2}$, 当 $|t_j| \geq t_{\alpha/2}$ 时, 拒绝原假设 H_{0j} , 即认为自变量 x_j 对因变量 y 的线性效果显著。

拟合优度检验, 用样本决定系数 R^2 来检验回归方程对样本观测值的拟合程度, 样本决定系数定义为:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (3.12)$$

R^2 的取值在 $[0,1]$ 区间内, 越接近 1, 表明回归拟合的效果越好, 反之越差。与 F 检验相比, R^2 能够更清楚直观地反映回归拟合的效果, 但是并不能作为严格的显著性检验。在实际应用中, R^2 要达到多大才能通过拟合优度检验由具体情况确定, 因为 R^2 与回归方程中自变量的数目 i 以及样本量 n 有关。因此, 在通过 R^2 判断模型优劣时需要结合具体数据情况。

通过以上分析可知, 建立和使用回归模型的步骤包括:

- 1) 选择适当的回归模型, 包括自变量、模型形式的选取;
- 2) 进行模型训练, 即用训练数据按照所选的模型形式训练模型, 得到模型中的待定参数值, 此处的训练数据指建筑的历史能耗数据;
- 3) 进行模型检验, 只有所得模型通过了拟合优度检验和显著性检验, 才能证明其在统计上表现显著, 具有可用性;
- 4) 得到完整可用的回归模型, 用于预测。

3.1.2 回归预测模型的建立

为了选择适当的回归模型进行能耗预测, 需要依据被解释变量 (能耗量) 的

特点,合理选取因变量(能耗的影响因素)的种类和个数,并指出特定回归模型的精度要求和适用范围。

1) 按照能耗数据特点对数据分类汇总

分析建筑实测能耗的特点,对具有不同用能特点的能耗数据需要区别对待。对于单体建筑来讲,建筑类型会影响其能耗特点,如办公建筑和商场建筑的人员负荷、设备负荷和运营时间等都不尽相同,所以其能耗特点也会差别很大,需要对不同类型的建筑分别进行分析;社会信息也会影响部分用能分项,如办公建筑在工作日运营,在休息日不运营,那么其照明、空调等能耗在不同工作性质的两天里差别会很大,也需要对不同工作性质下的能耗数据分别进行分析。另外,气象参数的不同也会对建筑的空调能耗产生影响,如冬季供暖使用的是电锅炉系统,夏季制冷使用的是电制冷冷水机组,冬夏季的冷热负荷、冷热机组的工作效率等性质都不相同,那么其空调能耗在不同季节的能耗特点也会不相同。而空调电耗在总电耗中占据较大比例,使总电耗也随季节不同呈现不同的用能规律,所以,对总电耗和空调电耗的预测需要依照气象参数划分季节,对不同季节的数据分别分析。

由于不像建筑类型和社会信息属于固定的参数,季节的划分主要是根据建筑能耗和气象参数的关联分析,是对数据分析整理后的结果,属于自定义划分。为了方便使用,季节划分以天为单位,选择当天平均气温作为当天季节判定的标尺。需要注意的是,此处所述的季节划分并非气象学上所说的春夏秋冬的四季,而是以空调系统制热制冷的时间为准绳,所划分的季节称为制冷季、过渡季和采暖季。严格意义上讲,制冷季是空调系统开启制冷模式的时间段,过渡季是空调系统冷热源机组不开启的时间段,采暖季是空调系统开启制热模式的时间段。而实际过程中,在过渡季和制冷、采暖季的临界时间内,空调机组可能在当天的部分时间段内开启制冷或制热模式,但在全天能耗上表现出于相较于典型制冷、采暖季能耗较低、相较于典型过渡季能耗较高的特点。此类情况一般认为空调机组处于部分负荷状态,由于机组构造的原因,其用能效率与典型制冷、采暖季相比较低,且该段时间建筑冷热负荷随气温变化的幅度较小,综合起来的能耗特点与典型的制冷、采暖季不同。于是,在进行季节划分时,将过渡季的时间段适度延长,使之覆盖此类临界阶段,运用同时考虑制冷和采暖的同一模型进行表征,剩下的时间段则可以方便的分为制冷季和采暖季。

如上所述,不同建筑类型的建筑冷热负荷不同,其空调系统的开启时间也有所差异,下面针对不同类型建筑的总电耗和空调电耗,分别选取一年的实测历史数据,与当年的逐天平均气温进行关联分析,得出相应的季节划分方案。

a) 办公建筑

对于办公建筑，由于其休息日无人使用，原则上照明空调都不开启，所以仅选取其工作日总电耗和空调电耗，并关联日均气温进行分析。选取建筑 S 作为该类型代表建筑进行分析，该建筑建造年代较早，冷热源形式为电制冷冷水机组+电锅炉系统。图 3.1 所示为该建筑在 2013 年全年中工作日的总电耗和空调电耗随日均气温的变化关系。

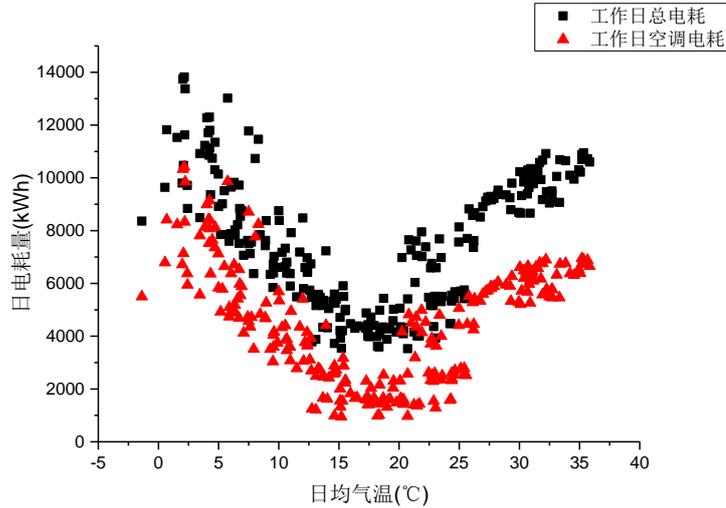


图 3.1 2013 年工作日建筑 S 的逐天总电耗、空调电耗与日均温度的关系

从图 3.1 中可以看出，在日均气温处于 12°C 以下时，该建筑的总电耗和空调电耗大致呈现随温度降低而升高的趋势，属于采暖季；在日均气温处于 12°C 和 20°C 之间时，该建筑的总电耗和空调电耗大致在 5000kWh 和 2000kWh 附近波动，属于过渡季；在日均气温上升至 20°C 以上后，该建筑的总电耗和空调电耗大致随着温度的升高而升高，属于制冷季。

b) 商场建筑

对于商场建筑，由于商业运作的特点，该类建筑在工作日和休息日都正常运营，一般情况下无需划分工作日和休息日，可以对其全年的总电耗和空调电耗予以分析。选取建筑 G 作为该类型代表建筑进行分析，该建筑的冷热源形式为电制冷冷水机组+燃气（燃油）锅炉系统。图 3.2 所示为该建筑在 2013 年 5 月 17 日至 2014 年 5 月 16 日一年中总电耗和空调电耗随日均气温的变化关系。

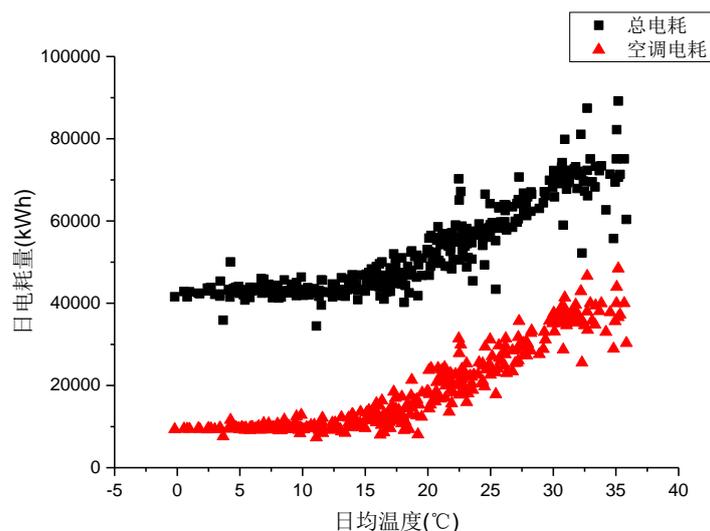


图 3.2 一年中建筑 G 的逐天总电耗、空调电耗与日均温度的关系

从图 3.2 中可以看出，在日均气温处于 15°C 以上时，该建筑的总电耗和空调电耗大致呈现随温度升高而增大的趋势，属于制冷季。但由于缺少除电耗以外的能耗数据，该建筑采暖季又使用的是燃气（燃油）锅炉，所以无法从上述分析中区别过渡季和采暖季。虽然没有采暖锅炉所用的燃气（燃油）数据可以分析，但是可以对锅炉房中的用电数据进行分析，粗略的得出锅炉的开启时间。图 3.3 所示为该建筑在 2013 年 5 月 17 日至 2014 年 5 月 16 日全年中锅炉房用电随日均气温的变化关系。

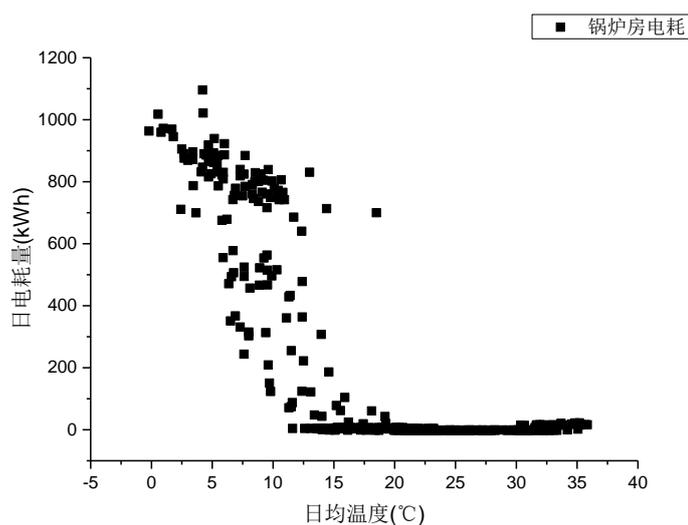


图 3.3 一年中建筑 G 的逐天锅炉房电耗与日均温度的关系

从图 3.3 中可以看出，在日均气温处于 20°C 以上时，锅炉房电耗处于近乎为 0 的状态，当日均气温处于 20°C 以下时，锅炉房电耗便开始有所增加，但在

600kWh 上下出现较为明显的变化趋势，保守起见，取 600kWh 以上的锅炉房电耗数据作为锅炉开启的标识，而此数据段对应的采暖开始时间为 10℃。

c) 综合建筑

对于综合建筑，以高层主楼为办公、低层裙楼为商场的建筑最为常见，本文所选综合建筑皆为此类。虽然属于商场性质的裙楼在工作日和休息日都正常运营，但与办公性质的建筑用电叠加在一起后，总的电耗量仍会在工作日和休息日表现出不同的特点。所以，需对其工作日和休息日的总电耗和空调电耗都予以分析。选取建筑 J 作为该类型代表建筑进行分析，该建筑 1~2 层为大厅和餐饮等商业用房，3~19 层为办公用房，冷热源形式为风冷热泵系统。图 3.4 和 3.5 分别表示了该建筑的总电耗和空调电耗在 2013 年全年中随日均气温的变化关系。

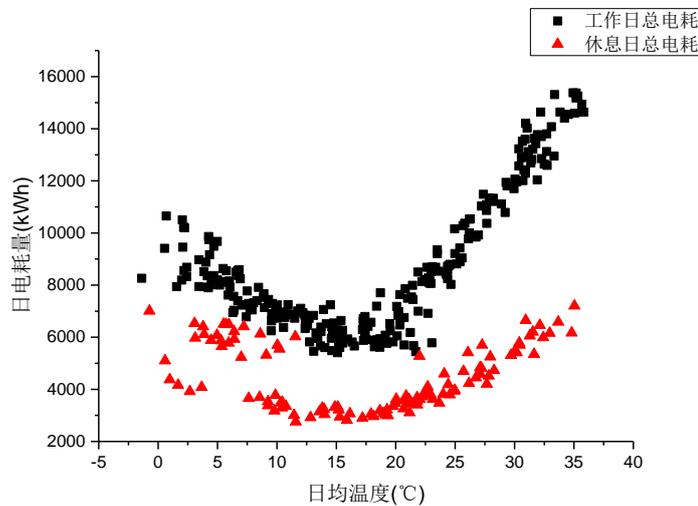


图 3.4 2013 年建筑 J 的逐天总电耗与日均温度的关系

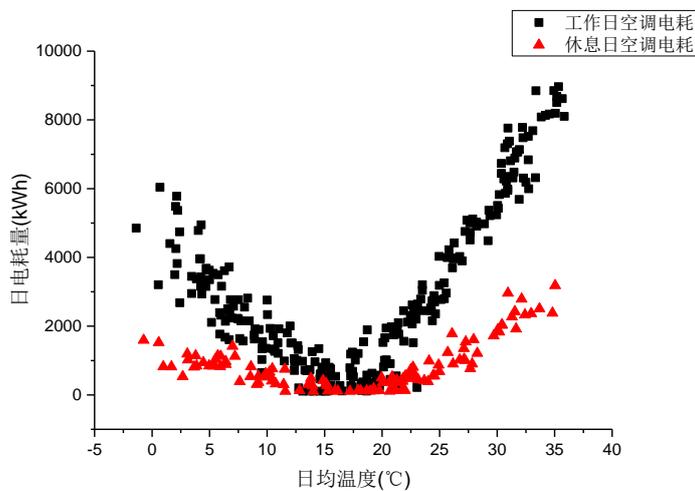


图 3.5 2013 年建筑 J 的逐天空调电耗与日均温度的关系

从图 3.4 和 3.5 中可以看出,综合建筑的总电耗和空调电耗在工作日和休息日中也表现出较大的能耗差异,在分析中需要区分工作日和休息日。另外还可以发现,无论是在工作日还是休息日,在日均气温处于 12℃ 以下时,该建筑的总电耗和空调电耗大致呈现随温度降低而升高的趋势,属于采暖季;在日均气温处于 12℃ 和 20℃ 之间时,该建筑的总电耗和空调电耗处于较低水平,且波动较小,属于过渡季;在日均气温上升至 20℃ 以上后,该建筑的总电耗和空调电耗大致随着温度的升高而升高,属于制冷季。

综合以上分析,我们可以得出三类建筑的逐天季节划分方案,即办公和综合建筑以 12℃ 和 20℃ 作为划分点,即日均气温处于 12℃ 及以下的天属于采暖季,处于 12℃ 至 20℃ 之间的天属于过渡季,处于 20℃ 及以上的天属于制冷季;商场建筑以 10℃ 和 15℃ 作为划分点,即日均气温处于 10℃ 及以下的天属于采暖季,处于 10℃ 至 15℃ 之间的天属于过渡季,处于 15℃ 及以上的天属于制冷季。另外,在周能耗的预测中,也需要对每周所处的季节进行区别,这里以逐天的季节为基准,定义一周中出现频率最高的逐天季节为该周所处季节,如一周 7 天中有 5 天处于制冷季,2 天处于过渡季,则定义该周处于制冷季。

将日均气温作为季节划分依据的方法虽然较为粗略,但是通过对实际数据的分析得出,在实际应用中具有较好的适用性。另外,也可以采用日均气温和物业的运行管理时间表一同划分季节的方式,这种方法首先需要运行管理时间表,对现场调研深度的要求较高,其次物业提供的运行管理时间也较为粗略,未必能够精准的划分季节。所以,采用以日均温度为标杆的季节划分,能够对大部分数据进行正确的划分,在诊断算法中再辅以对少数特殊数据的区别诊断,便足以满足诊断精度的要求。

2) 选择自变量和模型形式

在本文所述的基于能耗预测模型的能效诊断算法中,回归预测模型的适用范围包括总电耗与四大分项电耗的逐周和逐天预测以及除空调分项所含子项外的其他子项电耗的逐天预测。下面介绍针对办公、商场和综合建筑的逐周和逐天能耗预测模型。

a) 周能耗预测模型

周回归模型 1——社会气象参数回归模型

办公和综合建筑:

制冷季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{Days} + C_2 \times CDH20 \quad (3.13)$$

过渡季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{Days} + C_2 \times CDH20 + C_3 \times HDH12 \quad (3.14)$$

采暖季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{Days} + C_2 \times \text{HDH12} \quad (3.15)$$

商场建筑:

制冷季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{CDH15} \quad (3.16)$$

过渡季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{CDH15} + C_2 \times \text{HDH10} \quad (3.17)$$

采暖季:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{HDH10} \quad (3.18)$$

其中, Y 是该项的逐周电耗值 (从周日起至周六止), 单位为 kWh;

Days 是该周的工作日天数, 以国家假日办公布的公休安排为准, 单位为 1;

CDH 是该周的制冷度时数, 单位为 $^{\circ}\text{C} \cdot \text{h}$: 对办公和综合建筑, 当该周内某小时的室外时均温度高于 20°C 时, 将高于 20°C 的度数乘以 1h, 并将此乘积累加, 得到 CDH20 ; 对商场建筑, 当该周内某小时的室外时均温度高于 15°C 时, 将高于 15°C 的度数乘以 1h, 并将此乘积累加, 得到 CDH15 ;

HDH 是该周的采暖度时数, 单位为 $^{\circ}\text{C} \cdot \text{h}$: 对办公和综合建筑, 当该周内某小时的室外时均温度低于 12°C 时, 将低于 12°C 的度数乘以 1h, 并将此乘积累加, 得到 HDH12 ; 对商场建筑, 当该周内某小时的室外时均温度低于 10°C 时, 将低于 10°C 的度数乘以 1h, 并将此乘积累加, 得到 CDH10 ;

C_0 、 C_1 、 C_2 、 C_3 是模型回归参数, 由训练数据回归得出。

周回归模型 1 适用于建筑总电耗和空调电耗的逐周预测, 基于以日均温度为标尺的季节划分方案, 对制冷、过渡和采暖三个季节进行分段训练、预测; 以季节划分中所定的温度分界点为计算制冷、采暖度时数的基准温度, 通过一周内度时数的大小表征一周内总电耗和空调电耗的高低。另外, 针对办公和综合建筑, 由于其运营电耗与工作性质有关, 将一周的工作日天数也视为自变量纳入其回归模型。

周回归模型 2——将空调电耗作为自变量的回归模型

办公和综合建筑:

$$Y = C_0 + C_1 \times \text{Days} + C_2 \times E_{AC} \quad (3.19)$$

商场建筑:

$$Y = C_0 + C_1 \times E_{AC} \quad (3.20)$$

其中, Y 是该项的逐周电耗值 (从周日起至周六止), 单位为 kWh;

E_{AC} 是本周的空调用电分项能耗, 单位为 kWh;

C_0 、 C_1 、 C_2 是模型回归参数, 由训练数据回归得出。

周回归模型 2 适用于除空调分项以外的三大分项电耗的逐周预测, 考虑到支路掺混的情况, 其他分项中会掺杂有部分空调电耗, 从而表现出随季节、随温度变化的特征。此处用空调电耗量作为回归模型的一个自变量, 表征其中掺杂的部分空调电耗对该项电耗变化所起的作用。

b) 天能耗预测模型

天回归模型 1——气象参数回归模型

$$Y = C_0 + C_1 \times T + C_2 \times T^2 + C_3 \times T^3 \quad (3.21)$$

其中, Y 是该项的逐天电耗值, 单位为 kWh;

T 是当天的平均温度, 单位为 $^{\circ}\text{C}$;

C_0 、 C_1 、 C_2 、 C_3 是模型回归参数, 由训练数据回归得出。

天回归模型 1 适用于建筑总电耗和空调电耗的逐天预测, 除了需要按照制冷、过渡和采暖三个季节进行分段以外, 与当天工作性质相关的电耗项还需按照工作日和休息日再次分段。也就是说, 虽然该模型形式只有一个, 但可能因为社会信息和气象参数的原因, 做多会将全年的逐天能耗分为六个数据段分别进行回归、预测。另外, 考虑到日均气温与总电耗和空调电耗有较强的相关性, 可以采用日均温度的三次多项式来表征他们之间的关系^[74]。

天回归模型 2——将空调电耗作为自变量的回归模型(不分工作日与休息日)

$$Y = C_0 + C_1 \times WW + C_2 \times E_{AC} \quad (3.22)$$

其中, Y 是该项的逐天电耗值, 单位为 kWh;

WW 是工作性质参数, 工作日取 1, 休息日取 0;

E_{AC} 是当天的空调用电分项能耗, 单位为 kWh;

C_0 、 C_1 、 C_2 是模型回归参数, 由训练数据回归得出。

天回归模型 3——将空调用电作为自变量的回归模型(工作日与休息日分开)

$$Y = C_0 + C_1 \times E_{AC} \quad (3.23)$$

其中, Y 是该项的逐天电耗值, 单位为 kWh;

E_{AC} 是当天的空调用电分项能耗, 单位为 kWh;

C_0 、 C_1 是模型回归参数, 由训练数据回归得出。

天回归模型 2 和 3 适用于除空调分项以外的三大分项及其子项电耗的逐天预测, 考虑到支路掺混的情况, 其他分项及其子项中会掺杂有部分空调电耗, 从而表现出随季节、随温度变化的特征。此处用空调电耗量作为回归模型的一个自变量, 表征其中掺杂的部分空调电耗对该项电耗变化所起的作用。另外, 若该项

逐天能耗与工作性质关联性不强，则无需将数据按照工作日和休息日分开处理，将工作性质参数 **WW** 作为自变量纳入回归模型即可足以表征该项电耗受工作性质影响而发生的变化，即天回归模型 2。若该项逐天电耗在工作日和休息日表现出不同的用能特点，则需对工作日和休息日的数据进行分开处理，即天回归模型 3。

3) 模型的精度要求及剔除处理

为了方便诊断算法中根据能耗数据特点自动选择能耗预测模型，定义统一的模型精度判定标准，只有符合精度要求的模型才能在能耗预测中使用。考虑到多项式回归中统计检验的复杂性，参考 ASHRAE Guideline 14^[75]中评价回归模型不确定度的方法，对模型精度的判断做简化处理。

选取决定系数 R^2 和残差均方根变异系数 $CV(RMSE)$ (Coefficient of Variation of the Root Mean Squared Error) 作为模型可用性判断的指标，两者的计算公式为：

$$R^2 = \frac{\sum_1^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_1^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.24)$$

$$CV(RMSE) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n-m} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\bar{y}} \quad (3.25)$$

其中， y_i 表示训练数据中的第 i 个因变量的值（能耗值）， \bar{y} 表示训练数据中因变量的均值， \hat{y}_i 表示回归模型对 y_i 的预测值， n 表示训练数据的个数， m 表示回归模型中自变量的个数。

决定系数 R^2 用以衡量回归方程所解释的变异在因变量总变异中所占的比例，表示回归方程的拟合优度；残差均方根变异系数 $CV(RMSE)$ 用以衡量预测值与实际值的偏差占实际值的大小比例，表示回归预测模型的不确定性。

选用这两个判断指标，运用实测历史数据作为训练数据，并结合诊断算法中的诊断流程和精度要求，通过试错法对不同的指标限值进行尝试，最终得到模型可用性的判断标准为： $R^2 > 0.6$ 且 $CV(RMSE) < 25\%$ 。

严格意义上，训练数据应为用能正常的历史数据，但实测数据来源于现场采集，建筑运行状况又非一成不变，所选的训练数据未必均能反映用能正常时的能耗特点。所以，除了在选择训练数据时应尽量选择经过调试、运行状态正常的能耗数据以外，还应对实际情况下可能存在的异常数据进行剔除，以保证训练出来的回归模型能够表征用能正常时的能耗数据所反映的用能特点。

假定训练数据以正常数据为主，所含异常数据的数量较少，当模型精度满足上述可用性判断标准时，证明可能存在的异常数据对得到的回归模型影响较小，无需剔除，认为所得模型可用；当模型精度不满足可用性判断标准时，可能是由于异常数据的存在导致拟合效果差，这时便需要对异常数据进行剔除，之后再重

新训练模型。为了保证回归模型表征大部分训练数据，即用能正常数据的能耗特点，剔除的异常数据数量需控制在训练数据总数量的 20% 以内。

根据回归模型中对残差项服从 $N(0, \sigma^2)$ 分布的假设，当残差的置信区间包含零点时，认为其对应的数据属于正常数据。对于残差置信区间不含零点的相应数据，视为异常数据，在模型精度不达标时应予以剔除。若剔除数据量达到训练数据总量的 20% 后的模型仍不满足可用性判断标准，则认为此时回归模型不适用。

3.2 特征平均模型

在建筑的分项能耗中，除了总电耗和空调电耗这样随气象参数显著变化的电耗以外，还有与气温关系不密切的电耗项，如未掺杂空调电耗的照明、动力分项电耗等。此类电耗一般与社会参数信息有关，在特定社会参数的范围内波动范围较小，此时可以选用特征平均模型来预测其基准电耗。

3.2.1 特征平均模型的特点与适用性

针对较为平稳的能耗数据序列，借鉴移动平均法的思想和数据挖掘方法中分类分析的思想来预测基准能耗。具体思路是将历史能耗数据按照其不同的特征分为多个类别，将每个类别中的能耗历史数据求得均值，并作为此类别中的能耗基准值，可以形象的称此方法为特征平均法。如在某项用电的周电耗预测中，同处于采暖季的多个周的周电耗被划分为同一类别，那么求得这几个周的能耗平均值，作为此项能耗在采暖季的预测电耗；又如在某项用电的天电耗预测中，同一月份中同属于工作日的许多天的天能耗被划分为同一类别，那么求得这几天的能耗平均值，作为此项能耗在该月工作日的预测电耗；再如在某项用电的逐时电耗预测中，同处于相同月份、相同工作性质和相同时刻的多个小时的逐时能耗被划分为同一类别，那么求得这些小时的电耗平均值，作为此项能耗在该月份具有该工作性质的天中该时刻的预测电耗。

这里所述的特征平均模型与 PNNL 所开发的全楼宇诊断工具 WBD 中 WBE 模块^[56]所使用的方法类似。WBE 采用一种与 ASHRAE 定义相反的表格方法(Bin Method)，是将能耗数据按照温度、相对湿度和一周内所处的时刻划分为不同的类别，取每一类别中的中位数值作为此类情况的基准能耗。而本文所采用的特征平均模型也是采用如此的分类思想，不过分类的特征因素不同。

3.2.2 特征平均预测模型的建立

由于建筑类型和各分项电耗特点的不同,对于不同分项而言,划分类别时所选的特征因素也不尽相同,主要由该项电耗的特点决定,看其是否因划分特征因素的不同而具有不同的变化规律。在周预测模型中,考虑的特征因素是季节;在天预测模型中,考虑的特征因素有季节、月份、工作性质;在时预测模型中,考虑的特征因素是月份、工作性质和时刻。

在本文所述的基于能耗预测模型的能效诊断算法中,特征平均预测模型的适用范围包括:总电耗与四大分项电耗的逐周和逐天预测,除空调分项所含子项外的其他子项的逐天预测和逐时预测。下面介绍使用特征平均法的逐周、逐天和逐时的能耗预测模型。

1) 周能耗预测模型

周特征平均模型 1——针对全年未分开的数据

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.26)$$

其中, x 表示逐周电耗数据,单位为 kWh;

n 表示全年的周个数。

周特征回归模型 1 适用于逐周电耗与季节无关的电耗项,此时认为该项电耗的周数据在全年范围内较为平稳,可以不对全年的逐周数据进行划分,直接对总的训练数据集求均值,作为预测的基准电耗即可。

周特征平均模型 2——针对按季节分开后的数据

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} x_i \quad (3.27)$$

其中, s 表示季节,取制冷、过渡、采暖季;

n_s 表示该季节的周个数。

周特征回归模型 2 适用于全年逐周电耗在不同季节内差异较大、但在特定季节内变化较小的电耗项,所以将全年的逐周数据按照季节划分以后,取每个季节内周电耗的均值,作为该季节内此项电耗的预测电耗。

2) 天能耗预测模型

天特征平均模型 1——针对工作日与休息日未分开的数据

$$\bar{y}_{m,w} = \frac{1}{p_{m,w}} \sum_{i=1}^{p_{m,w}} y_i \quad (3.28)$$

其中, y 表示逐日电耗数据,单位为 kWh;

m 表示月份,取 1-12;

w 表示工作性质,取工作日和休息日;

$p_{m,w}$ 表示该月份该工作性质的天数。

天特征回归模型 1 适用于逐天电耗与季节无关且与工作性质无关的电耗项,

但考虑到判断电耗与工作性质是否相关时的不确定性,以及不同月份间电耗的差异,按照月份和工作性质将全年的逐天数据划分为 $12 \times 2 = 24$ 个训练数据集(月份个数 \times 公休情况个数),取每个数据集内的均值,作为相应月份内具有相应工作性质的天的逐天电耗预测值。

天特征平均模型 2——针对工作日与休息日分开的数据

$$\bar{y}_{m,w} = \frac{1}{p_{m,w}} \sum_{i=1}^{p_{m,w}} y_i \quad (3.29)$$

天特征回归模型 2 适用于逐天电耗与季节无关、与工作性质相关、但在相同工作性质内变化较小的电耗项,再考虑到不同月份间可能存在的用能差异,所以按照月份和工作性质将全年的逐天数据划分为 12×2 (月份个数 \times 公休情况个数)个训练数据集,取每个数据集内的均值,作为相应月份内具有相应工作性质的天的逐天电耗预测值。

需要注意的是,天特征回归模型 1 和 2 在形式上完全一致,但在实际使用中对应的训练数据集可能不同。这是因为在使用训练数据时,考虑到训练数据中可能会存在少量异常数据值,所以采用盒须图的思想对数据进行剔异处理,且对全年数据和按照工作性质分类后的两组数据都会进行剔异,可能会存在一些在对全年数据剔异时未被剔除却在分类后的数据剔异时被剔除的异常数据,从而造成模型 1 和 2 对应的训练数据集不一致,详见第 4 章图 4.4。

天特征平均模型 3——针对仅按季节分开的数据

$$\bar{y}_s = \frac{1}{p_s} \sum_{i=1}^{p_s} y_i \quad (3.30)$$

其中, p_s 表示该季节的天数。

天特征回归模型 3 适用于逐天电耗与季节相关、与工作性质无关、但在相同季节内变化较小的电耗项,所以取每个季节内训练数据的均值,作为相应季节内逐天电耗预测值。

天特征平均模型 4——针对按季节和工作性质均分开的数据

$$\bar{y}_{s,w} = \frac{1}{p_{s,w}} \sum_{i=1}^{p_{s,w}} y_i \quad (3.31)$$

其中, $p_{s,w}$ 表示该季节该工作性质的天数。

天特征回归模型 4 适用于逐天电耗与季节和工作性质均相关、但在相同季节相同工作性质内变化较小的电耗项,所以取每个季节内相同工作性质的训练数据并求得均值,作为相应季节内逐天电耗预测值。

3) 时能耗预测模型

$$\bar{z}_{m,w,h} = \frac{1}{q_{m,w,h}} \sum_{i=1}^{q_{m,w,h}} z_i \quad (3.32)$$

其中, z 表示逐时电耗数据,单位为 kWh;

h 表示时刻数, 取 0-23;

$q_{m,w,h}$ 表示该月份该工作性质的天中该时刻的小时数。

时特征回归模型仅有一种形式, 适用于照明、动力和特殊分项中子项电耗的逐时预测, 将全年 8760 个小时的历史数据按照月份、工作性质和时刻三个特征因素分为 $12 \times 2 \times 24 = 576$ 份, 每一份求取平均值作为该时刻的基准值。

3.3 本章小结

本章选用回归模型和特征平均模型作为能耗预测模型, 介绍并分析了两者的特点和作为能耗预测模型的适用性。对实测电耗数据进行作图分析, 探寻特定电耗的变化规律, 为选择预测模型提供了方向。经过分析, 针对与气象参数关系密切的分项用电, 选用回归模型预测其电耗量, 并给定了逐周和逐天相应的模型形式。另外, 给出了回归模型的精度要求和在模型训练中剔除异常数据的做法。针对与社会参数关系密切的分项用电, 选用特征平均模型预测其电耗量, 并在逐周、逐天和逐时的预测中给定了相应的特征因素, 用来划分数据集。

本章所建立的能耗预测模型, 是为能效诊断算法服务, 其形式、精度和可操作性都与诊断算法对接。在诊断算法中, 将由预测模型计算得到的预测电耗作为基准电耗, 以便与实测电耗进行对比, 从而得出诊断结果。可见, 本章所述的能耗预测模型, 是基于能耗预测模型的能效诊断算法的基础。

第4章 基于能耗预测模型的能效诊断算法

能效诊断的目的在于及时发现建筑运行中存在的低能效点,并尽快改进以减少能源浪费,故诊断的越及时越好。但是,以现有分项计量数据为基础的能效诊断,可用数据仅包括各层级的电耗量和一些确定的社会信息和时间参数,尚没有室内温湿度、人员数及设备运行参数等详细的运行状态信息,其诊断的精度和范围都受到了限制。不过,电耗量是建筑用电的最直接反映,结合已有社会时间等确定信息,可以在一定程度上判断出当前时间段内的用电情况是否处于合理范围,对不合理的用电发出警报,告知建筑维护管理人员,使之及时排查、动作,从而减少能源浪费。

从数据精度和种类方面考虑,将诊断划分为逐周诊断、逐天诊断和逐时诊断三个层次。其中逐周诊断可以评价一周内的用电是否异常,虽然宏观却较为便捷,尤其是对多栋建筑的用电情况进行诊断时具有优势,可以在短时间内获得多栋建筑的能效概况;逐天诊断能够评价一天中的用电情况,比逐周的诊断结果更详细,适用的数据范围也更多,但花费的时间也相对增加;逐时诊断最为细致,但由于逐时能耗量较小,一些突发因素便会造成其较大的波动,而这些因素却无法从现有数据中获知,所以诊断精度有限。

在对诊断方法的选择上,对于能够用现有数据构建能耗预测模型,求得其基准能耗的用电分项,采用基于能耗预测模型的能效诊断算法,即本章所述内容;对于在现有数据条件下无法得出预测模型的分项,主要指空调子系统的电耗,采用基于规则判断的能效诊断算法,即第5章所述内容。

本章所述的能效诊断算法,是以能耗预测模型为基础,通过历史数据的能耗特点反映建筑用能规律,进而求得基准能耗,这就要求历史数据尽量反映建筑运行状态良好时的用能特点,这一点在算法的使用中需要引起注意。

下面按照逐周、逐天和逐时的顺序,介绍该算法。

4.1 逐周诊断

4.1.1 诊断层次

逐周诊断是对聚合得到的周数据进行诊断,以评价特定周的用能是否存在异常。逐周诊断虽然时间跨度较长,诊断所得结论也较为粗略,但周数据数量较少,方便处理,能够在短时间内得知建筑的用能概况,对建筑总体用能情况的评估有

较好的适用性。

由于时间跨度长，期间的能耗影响因素众多，在诊断层次上，主要针对于建筑总电耗和四大分项进行逐周诊断。逐周诊断的具体层次见表 4.1。

表 4.1 逐周诊断的具体层次

电耗数据的深度层次			是否进行逐周诊断
总电耗			√
	照明与插座用电		√
		照明与插座子项用电	
	空调用电		√
		空调子系统用电	
	动力用电		√
		动力子项用电	
	特殊和其他用电		√
		特殊和其他子项用电	

4.1.2 能耗预测模型的自动选择

针对某项逐周电耗数据，根据其用能特点自动选择适用的能耗预测模型，是基于能耗预测模型的能效诊断算法中的第一步。模型的自动选择算法如图 4.1 所示。

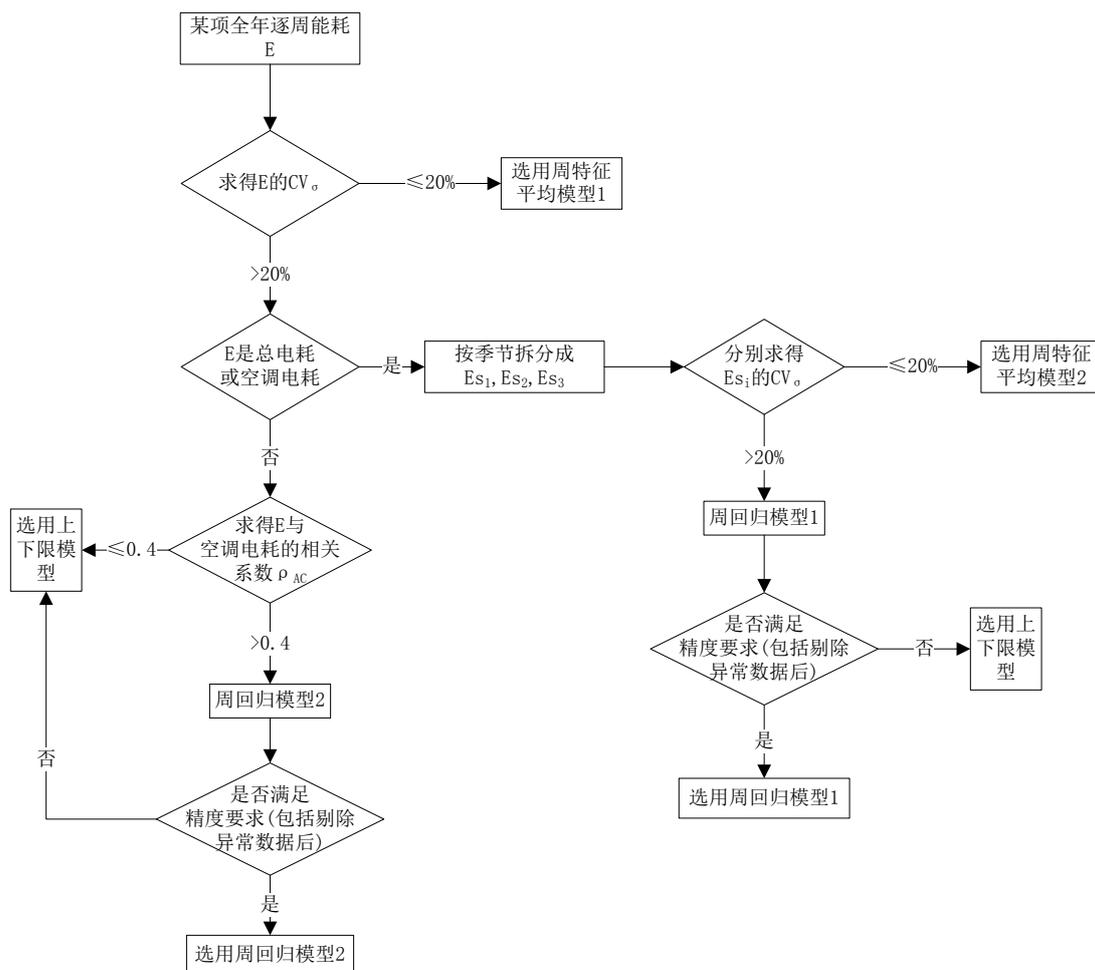


图 4.1 逐周诊断中自动选择模型的算法流程图

在图 4.1 所示的算法流程中，判断用能特点时用到了标准差变异系数和相关系数两个统计量，现解释如下。

CV_{σ} ：标准差变异系数，用来评价数据的离散程度，并且消除变量大小和计量单位不同的影响，相当于统一化的离散程度评价指数，其计算公式为：

$$CV_{\sigma} = \frac{\sigma}{\bar{x}} \times 100\% = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}}{\bar{x}} \times 100\% \quad (4.1)$$

ρ ：相关系数，用来评价两组数据的相关程度，对于两组数据 X 和 Y ，其计算公式为：

$$\rho_{XY} = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2 \sum(y-\bar{y})^2}} \quad (4.2)$$

在图 4.1 所示的算法流程中，还出现了“上下限模型”，其作用是在无法用回归模型或特征平均模型得到具体的预测能耗值时，依据历史数据给出合理能耗的上限值和下限值，处在上下限以外的能耗数据则认为存在异常，其上下限的具体值是按照盒须图的思想给出，范围较宽，只能做一些粗略判断，所以仅在回归

模型和特征平均模型均无法使用时采用，其上下限的计算公式为：

$$HL = Q_3 + 1.5 \times IQR \quad (4.3)$$

$$LL = Q_1 - 1.5 \times IQR \quad (4.4)$$

其中，HL、LL 分别指上限值和下限值；

Q_1 和 Q_3 分别指一组数据的下四分位数和上四分位数；

IQR 指四分位间极差，即 $IQR=Q_3-Q_1$ 。

在该算法流程中，为了保证其全面反映全年各阶段的用能特点，要求训练数据至少为一年的数据。接下来，计算训练数据的 CV_0 ，此举是为了判断全年的周电耗是否随季节变化，选定 20% 作为基线，若 $CV_0 \leq 20\%$ ，则认为该项用电的周电耗不随季节变化，选用周特征平均模型 1 作为其能耗预测模型；若 $CV_0 > 20\%$ ，则认为该项用电的周电耗随季节变化，进而判断其是否是总电耗或空调电耗。若是，则将全年的周电耗数据划分为三个季节，分别求其 CV_0 ，若 $CV_0 \leq 20\%$ ，则认为该项用电的周电耗在该季节内变化不大，选用周特征平均模型 2；若 $CV_0 > 20\%$ ，则认为该项用电在该季节内随气象参数变化明显，尝试用周回归模型 1，若满足精度要求，则选用周回归模型 1 作为其能耗预测模型，若不满足，则选用上下限模型。若不是，则计算该项电耗与相应时间空调电耗的相关系数 ρ_{AC} ，此举是为了判断该项电耗中是否掺杂了空调电耗，选定 0.4 作为基线，若 $\rho_{AC} > 0.4$ ，则认为该项电耗随季节变化是由于其中掺杂了空调用电引起，尝试选用周回归模型 2，若满足精度要求则选此模型，若不满足精度要求或 $\rho_{AC} \leq 0.4$ ，则认为无法表征其用能特点，选用上下限模型。

4.1.3 诊断流程及结果输出

通过自动选择模型的算法，根据训练数据的用能特点得到了针对各个数据类别的能耗预测模型，然后根据待诊断电耗数据的类别，选定对应的预测模型，进而获得基准能耗。对于特征平均模型则可以由训练数据直接按类别平均得到基准能耗，而对于回归模型，则需要根据训练数据训练所得的模型常数项，将诊断数据所在时间的社会气象信息带入回归模型，计算得出基准能耗。下一步即通过待诊断电耗数据与预测电耗的对比，给出诊断结果。

针对选择回归模型或特征平均模型得到具体预测值的情况，诊断流程及结果输出如图 4.2 所示，对于选择上下限模型的情况，如图 4.3 所示。

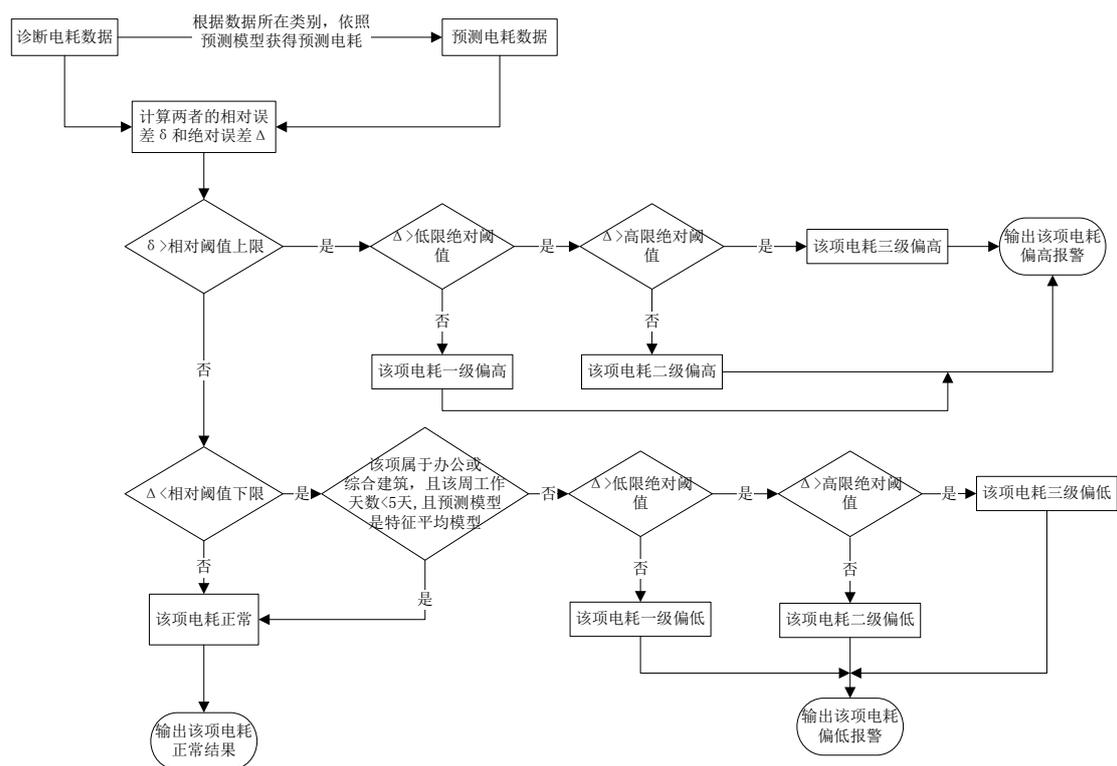


图 4.2 逐周诊断中选用回归或特征平均模型的诊断流程图

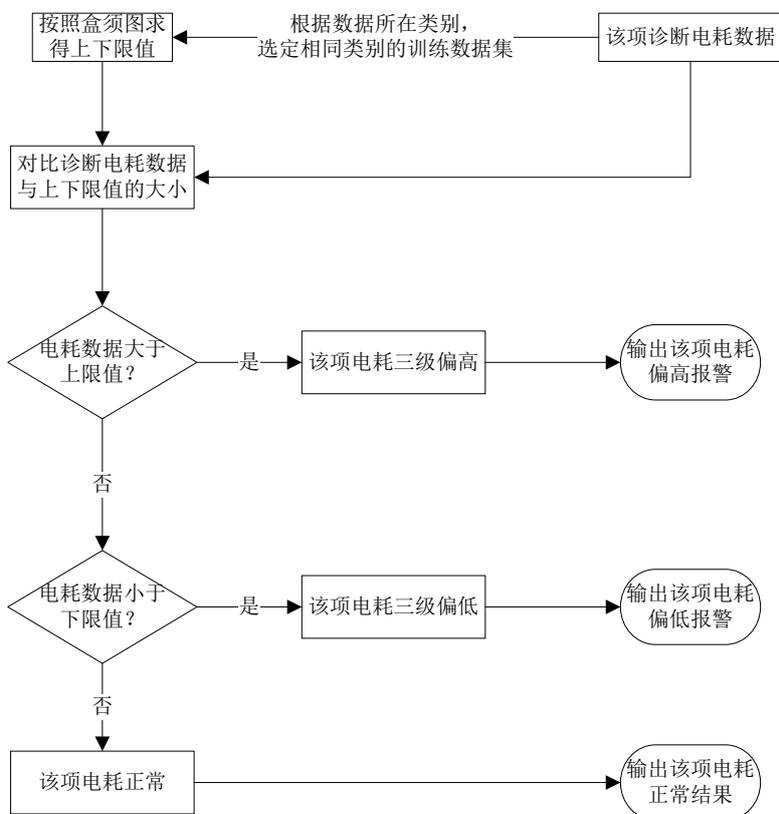


图 4.3 逐周诊断中选用上下限模型的诊断流程图

在图 4.2 所示的算法流程中，相对误差的计算基准为预测电耗，绝对误差取绝对值以便比较，两者的计算公式为：

$$\text{相对误差 } \delta = \frac{\text{诊断电耗} - \text{预测电耗}}{\text{预测电耗}} \quad (4.5)$$

$$\text{绝对误差 } \Delta = |\text{诊断电耗} - \text{预测电耗}| \quad (4.6)$$

而相对阈值的选择与能耗预测模型的形式和精度有关，对于回归模型，阈值的设定规则为：

$R^2 \geq 0.6$ 且 $CV(RMSE) < 5\%$ ，相对阈值为 $\pm 20\%$ ；

$R^2 \geq 0.6$ 且 $5\% \leq CV(RMSE) < 10\%$ ，相对阈值为 $\pm 25\%$ ；

$R^2 \geq 0.6$ 且 $10\% \leq CV(RMSE) < 20\%$ ，相对阈值为 $\pm 30\%$ ；

$R^2 \geq 0.6$ 且 $20\% \leq CV(RMSE) < 25\%$ ，相对阈值为 $\pm 40\%$ 。

对于特征平均模型，阈值的设定规则为：

$CV_0 \leq 10\%$ ，相对阈值为 $\pm 20\%$ ；

$10\% < CV_0 \leq 20\%$ ，相对阈值为 $\pm 30\%$ ；

$CV_0 > 20\%$ ，相对阈值为 $\pm 40\%$ 。

当相对误差超出相对阈值时，为了对用能异常的严重程度予以区分，同时也避免将原本电耗绝对量较小的电耗项与其他电耗项的异常程度混为一谈，通过设立低限和高限的绝对阈值，构建了梯级的诊断结果输出框架。其中，绝对阈值的设定规则为：

取全楼宇全年逐周总电耗中值（中位数）的 1%，作为低限绝对阈值；

取全楼宇全年逐周总电耗中值（中位数）的 10%，作为高限绝对阈值。

诊断结果等级及相应操作为：

一级：该项电耗可能有轻度的偏高/偏低现象，宜进行相关排查；

二级：该项电耗可能有中度的偏高/偏低现象，应进行相关排查；

三级：该项电耗可能有严重的偏高/偏低现象，必须进行相关排查。

另外，对于办公和综合建筑，对其电耗偏低的判断除了使用相对阈值和绝对阈值以外，还对特征平均模型中未考虑工作天数的特殊情况予以了补充判断。这是由于周数据以周日为起始日，至周六为结束日，普通周的周一至周五为工作日，其余两天为休息日，但是有时可能因为特殊假期的原因，造成有些周的工作日数量少于常见的五天，但在特征平均模型中，因为不是所有季节或年份都有该工作天数，所以未按照工作天数进行分类平均。所以，基于特征平均模型的预测电耗进行诊断时，如果得出能耗偏低的结果，则不能简单的认为该建筑存在必要用电缺失。

4.2 逐天诊断

4.2.1 诊断层次

逐天诊断是对聚合得到的天电耗数据进行诊断,以评价特定天的用能是否存在异常。逐天诊断可以在以天为单位的层面上考虑更多的能耗影响因素,又能够对为期一天的电耗数据给出较为精准的评价,时间跨度相对较短,其诊断结果对建筑管理人员的指导较为有效,是能效诊断的主体。所以逐天诊断的范围最为广泛,其具体诊断层次见表4.2。

表4.2 逐天诊断的具体层次

电耗数据的深度层次			是否进行逐天诊断
总电耗			√
	照明与插座用电		√
		照明与插座子项用电	√
	空调用电		√
		空调子系统用电	
	动力用电		√
		动力子项用电	√
	特殊和其他用电		√
		特殊和其他子项用电	√

4.2.2 能耗预测模型的自动选择

同逐周诊断一样,针对某项逐天电耗数据,根据其用能特点自动选择适用的能耗预测模型,是该能效诊断算法的第一步。不同的是,逐天诊断中考虑的能耗影响因素更多,可供使用的能耗预测模型也更多,其模型的自动选择算法如图4.4所示。

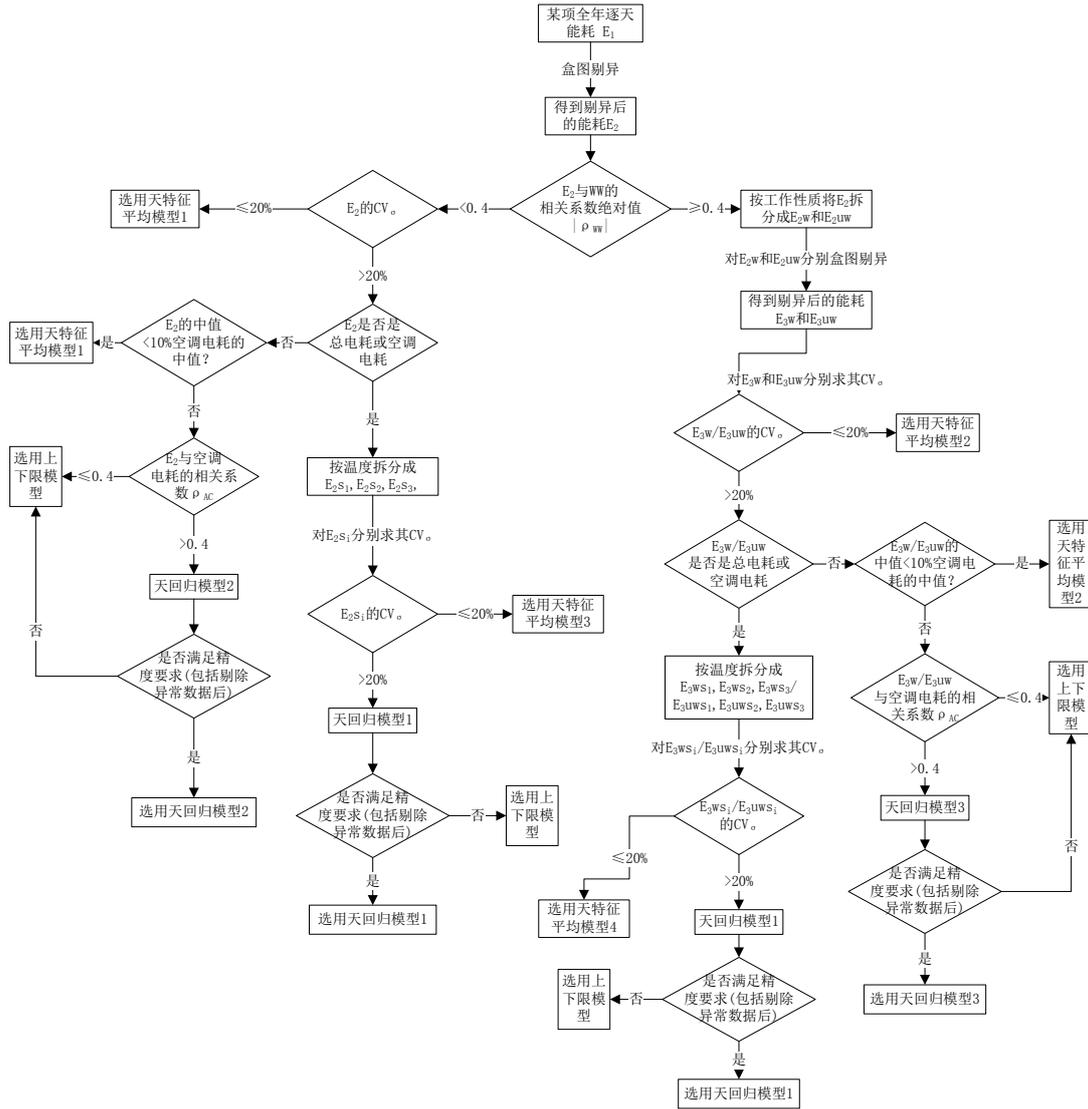


图 4.4 逐天诊断中自动选择模型的算法流程图

图 4.4 所示的算法思路为：

针对某项电耗的全年逐天数据 E_1 ，先用盒须图的方法剔除异常数据，得到剔异后的能耗数据 E_2 。此举主要是为了消除因为数据质量问题造成的异常能耗数据，用盒须图的方法，既能消除数据中的异常值，又能保证正常数据在数据中的数量优势，为下一步从中寻找能耗特点打好基础。之后判断 E_2 和 WW 的相关系数的绝对值 $|\rho_{ww}|$ ，此举主要是判断该项电耗是否在工作日和休息日呈现不同的能耗特点，即是否需要对其按照工作日与休息日进行拆分分析。

1) 如果 $|\rho_{ww}| < 0.4$ ，则认为该项能耗与工作性质无关，进而计算该组数据的 CV_0 ，若 $CV_0 \leq 20\%$ ，认为该组数据与其均值的差异不大，可以选择天特征平均模型 1 来计算预测电耗；若 $CV_0 > 20\%$ ，继续判断 E_2 是否是总电耗或空调电耗。

如果 E_2 不是总电耗或空调电耗，则判断 E_2 的中值是否小于对应时间段内空

调电耗的中值的 10%，此举旨在判断该项电耗与对应时间段内空调电耗的大小关系，如果该项电耗足够大，才可能会选用将空调电耗视为自变量的回归模型。若小于空调电耗中值的 10%，则选用天特征平均模型 1。若大于，则计算 E_2 与空调电耗的相关系数 ρ_{AC} ，如果 $\rho_{AC} \leq 0.4$ ，则认为该项电耗中未掺杂空调用电，但能耗数据无法用已知的特定模型表征，故选用上下限模型。如果 $\rho_{AC} > 0.4$ ，则认为该项中掺杂了空调用电，尝试选用天回归模型 2，当用训练数据按照天回归模型 2 的形式训练所得模型满足精度要求，则选用回归模型 2；如果不满足精度要求，则选择上下限模型。

如果 E_2 是总电耗或空调电耗，则将 E_2 按照季节划分为三个数据集，分别求其 CV_o ，如果其 $CV_o \leq 20\%$ 则选用天特征平均模型 3；如果 $CV_o > 20\%$ ，则尝试用天回归模型 1 进行训练，当按照回归模型 1 的形式训练所得模型满足精度要求，则选用天回归模型 1 来计算预测电耗，如果不满足精度要求，则选择上下限模型。

2) 如果 $|\rho_{ww}| \geq 0.4$ ，则认为该项能耗与工作性质有关，将其按照工作性质拆分为 E_{2w} 和 E_{2uw} ，然后对新拆分得到的两组数据按照盒须图的方法剔除异常值，得到 E_{3w} 和 E_{3uw} 。此举旨在剔除一些休息日的异常能耗，比如在休息日内空调应该关闭而未关闭造成电耗偏高，但其在全年数据中与工作日一起分析则不会作为异常值剔除，拆分后，则可以判断出此数据异常。

之后，对 E_{3w} 和 E_{3uw} 分别计算 CV_o ，如果其 $CV_o \leq 20\%$ 则选用天特征平均模型 2；如果 $CV_o > 20\%$ ，继续判断 E_{3w} 和 E_{3uw} 是否是总电耗或空调电耗。

如果 E_{3w} 和 E_{3uw} 不是总电耗或空调电耗，则判断 E_{3w} 和 E_{3uw} 的中值是否小于对应时间段空调电耗的中值的 10%，若小于，则选用天特征平均模型 2；若大于，则计算 E_2 与空调电耗的相关系数 ρ_{AC} 。如果 $\rho_{AC} \leq 0.4$ ，选用上下限模型。如果 $\rho_{AC} > 0.4$ ，尝试选用天回归模型 3，若训练所得模型满足精度要求，则选用天回归模型 3；若不满足精度要求，则选择上下限模型。

如果 E_{3w} 和 E_{3uw} 是总电耗或空调电耗，则将 E_{3w} 和 E_{3uw} 按照季节划分为三个数据集，分别求其 CV_o 。如果 $CV_o \leq 20\%$ 则选用天特征平均模型 4；如果 $CV_o > 20\%$ ，则尝试用天回归模型 1 进行训练，若训练所得模型满足精度要求，则选用天回归模型 1；若不满足精度要求，则选择上下限模型。

4.2.3 诊断流程及结果输出

选定能耗预测模型后，通过待诊断电耗数据与预测电耗的对比，给出诊断结果。对于选择回归模型或特征平均模型得到具体预测值的情况，分别按照空调项和非空调项给出了诊断流程及结果输出，如图 4.5 和图 4.6 所示，对于选择上下

限模型的情况，诊断流程及结果输出如图 4.7 所示。

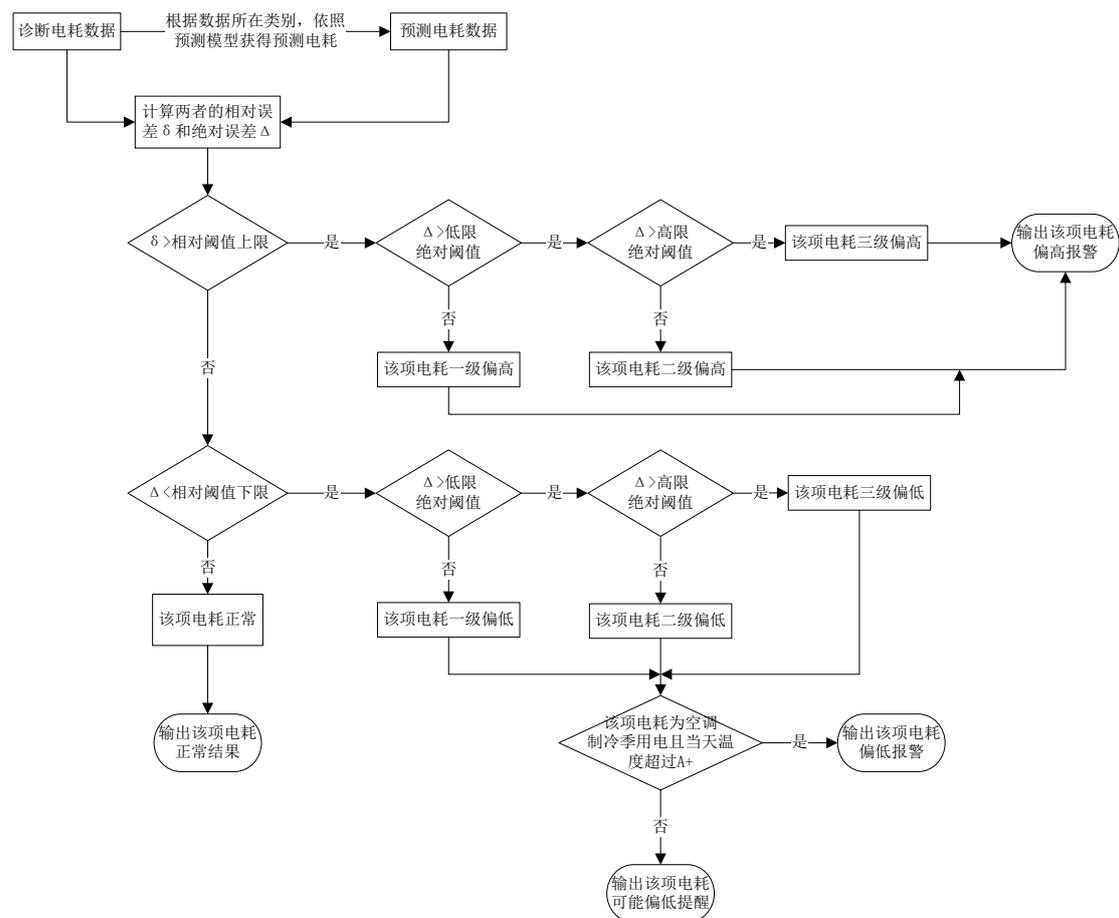


图 4.5 逐天诊断中选用回归或特征平均模型的空调项诊断流程图

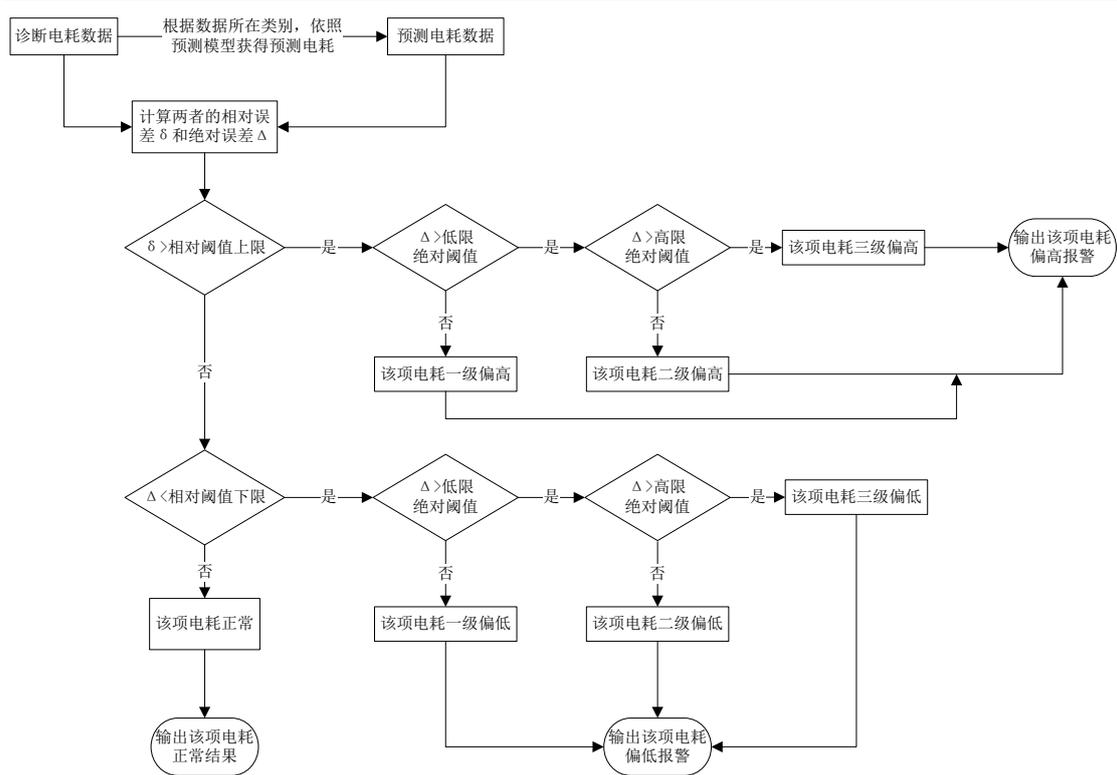


图 4.6 逐天诊断中选用回归或特征平均模型的非空调项诊断流程图

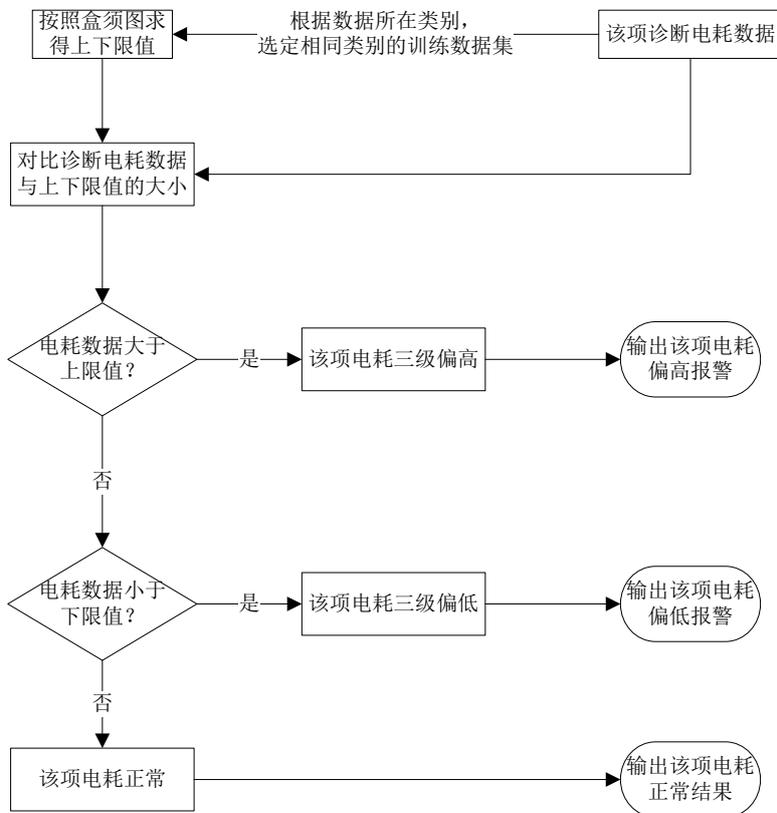


图 4.7 逐天诊断中选用上下限模型的诊断流程图

在图 4.5 和图 4.6 所示的算法流程中，相对误差和绝对误差的计算、相对阈值和诊断结果的划分同逐周诊断流程相同，但绝对阈值的选择基准为逐天电耗，即：

取全楼宇全年逐天总电耗中值（中位数）的 1%，作为低限绝对阈值；

取全楼宇全年逐天总电耗中值（中位数）的 10%，作为高限绝对阈值。

另外，值得注意的是，在图 4.5 所示流程中，对空调电耗偏低的诊断进行了补充，即如果根据相对误差与绝对误差判断出当天空调电耗偏低，但当天属于制冷季但温度在 A+ 以下，其电耗偏低只输出提醒而非报警。其中，A+ 对于办公建筑取 25℃，商场建筑取 18℃，综合建筑取 24℃，。

此举主要考虑到在制冷季气温不是特别高的情况下，可以允许不开空调，而不是简单的认为“此天空调用电偏低，可能存在供冷不足”。而报警和提醒的差别如下：

偏高/偏低的报警：可能存在能源浪费/必要用电缺失现象，望及时排查；

偏低的提醒：可能存在必要用电缺失现象，注意租户信息反馈。

4.3 逐时诊断

逐时诊断是对每小时的电耗数据进行诊断，以评价特定时刻的用能是否存在异常。由于时间跨度太短，一些应急因素无法考虑，所以仅作为逐天诊断的补充，其具体诊断层次见表 4.3。

表 4.3 逐时诊断的具体层次

电耗数据的深度层次			是否进行逐时诊断
总电耗			
	照明与插座用电		
		照明与插座子项用电	√
	空调用电		
		空调子系统用电	
	动力用电		
		动力子项用电	√
	特殊和其他用电		
		特殊和其他子项用电	√

逐时诊断均选用特征平均模型，具体的诊断流程如图 4.8 所示。为了减少误报并方便操作，相对阈值取±30%；绝对阈值取 10 kWh。

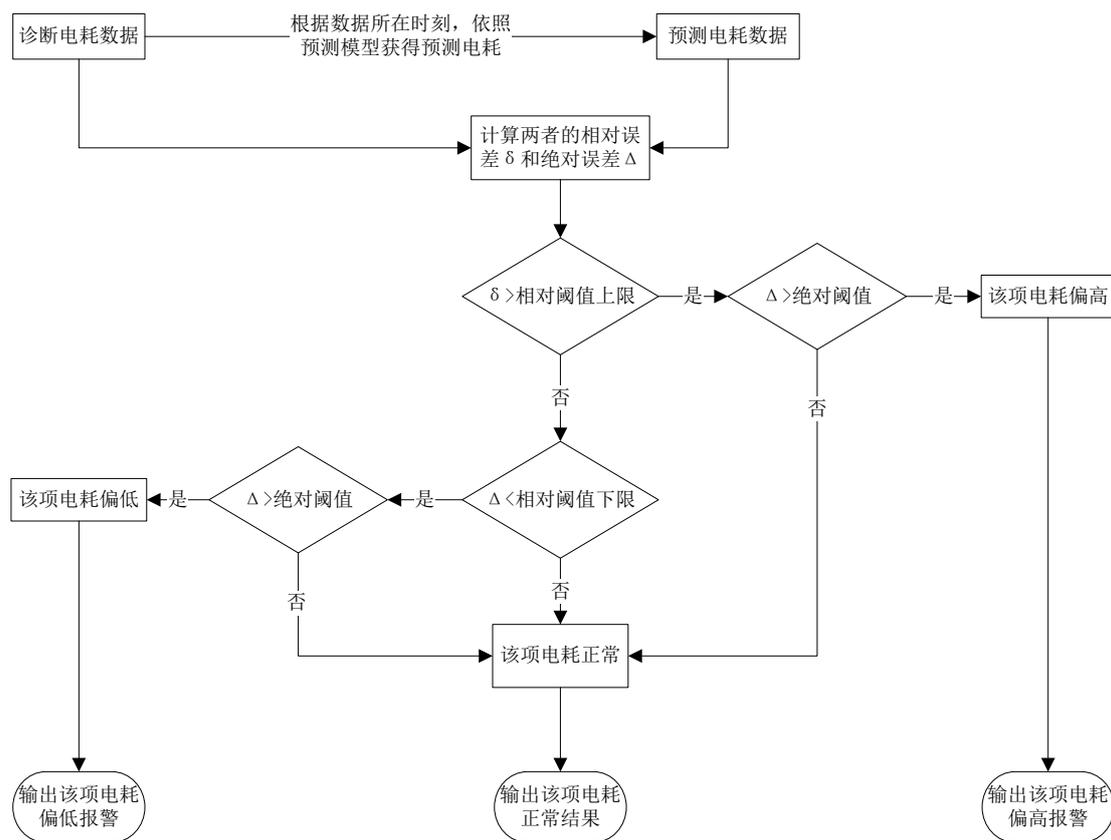


图 4.8 逐时诊断的诊断流程图

4.4 本章小结

本章依据第3章中建立的能耗预测模型，建立基于能耗预测模型的能效诊断算法，依照逐周诊断、逐天诊断和逐时诊断的顺序，介绍了各时间层次诊断的适用范围、自动选择能耗预测模型的算法、诊断及结果输出的具体流程，并对算法流程中的诊断思路予以说明。现汇总基于能耗预测模型的能效诊断算法的诊断层次于表4.4，汇总诊断结果和输出于表4.5。

表 4.4 基于能耗预测模型的能效诊断层次

电耗数据的深度层次		诊断的时间层次		
		周	天	时
总电耗		√	√	
	照明与插座用电	√	√	
			√	√
	空调用电	√	√	
	动力用电	√	√	
			√	√
	特殊和其他用电	√	√	
			√	√

表 4.5 基于能耗预测模型的诊断结果

诊断时间层次	诊断结果	输出结果	
周	该项逐周电耗正常	该项逐周电耗正常	
	该项逐周电耗一~三级偏高	该项逐周电耗偏高报警	
	该项逐周电耗一~三级偏低	该项逐周电耗偏低报警	
天	该项逐天电耗正常	该项逐天电耗正常	
	该项逐天电耗一~三级偏高	该项逐天电耗偏高报警	
	该项逐天电耗一~三级偏低	非空调项	该项逐天电耗偏低报警
		空调项	该项逐天电耗偏低报警/提醒
时	该项逐时电耗正常	该项逐时电耗正常	
	该项逐时电耗偏高	该项逐时电耗偏高报警	
	该项逐时电耗偏低	该项逐时电耗偏低报警	

通过表 4.4 可以发现，基于能耗预测模型的能效诊断对于空调用电的诊断，仅限于空调用电分项的逐周和逐天诊断。这是因为空调系统由于设备多样、组成复杂，造成其能耗特点也较难把握，对其进行预测需要的参数信息也较多，在现有的数据信息条件下，无法通过建立精准模型的方法对空调子系统的用电进行逐天或逐时的诊断，所以，采用规则判断结合能效指标的方法对其进行诊断，见第 5 章。

第5章 基于规则判断的空调能效诊断算法

如前所述，对于未能建立预测模型求得基准电耗的空调子系统，采用基于规则的能效诊断算法，辅以相应的能效指标，对其进行能效诊断。

5.1 诊断层次

基于规则判断的空调能效诊断，诊断范围为空调系统中主要子系统的用能效率，包括冷热源、输配水泵和空调末端。在对冷热源的诊断中，对于电制冷冷水机组和风冷热泵，对其开关机时间和运行效率情况都进行诊断；对于电锅炉，其正常效率就很低且几乎无能效故障，一般在建造年代较早的建筑中才使用，所以只对其开关机时间是否正常进行诊断；对于燃气（燃油）锅炉，因为没有其能耗数据，只能粗略的根据锅炉房用电，来推测其开关机时间是否正常。在对输配水泵的诊断中，对冷水泵、冷却水泵、热水循环泵和冷热水共用泵进行开关机时间和运行效率情况的诊断。在空调末端的诊断中，对全空气系统、风机盘管系统和风机盘管+新风系统进行开关机时间和运行效率情况的诊断。

在诊断时间跨度方面，选择一天和一小时作为诊断的时间深度单位。这样可以得到每天和每小时的空调子系统的能效状况，一方面能够及时告知维护管理人员空调系统的运行状态，另一方面也与基于能耗预测模型的能效诊断算法一致，构成对分项计量数据的完整诊断。

5.2 冷热量的估算

在使用规则判断的方式对空调子系统用电进行效率高低的诊断时，需要计算其运行效率，需要冷热量和电耗数据，而现有的计量平台中暂无冷热量数据。为了弥补计量中冷热量数据的缺失，在现阶段完成对空调子系统用电的能效诊断，根据工程设计经验和实际空调电耗数据的分析整理，对办公建筑、商场建筑和综合建筑，分别构建了其在特定条件下的冷热量估算方法，将计算得到的冷热量视为建筑在此条件下所需的冷热量，用于计算空调子系统的用电效率。

该方法首先给出在建筑运营时间内，室外温度和建筑冷热负荷的对应表，即在特定的室外温度下，维持建筑物内舒适的室内温度所需要提供的冷热量，然后结合建筑面积等基础信息，得出整个空调系统应当提供的冷热量。为了配合空调系统诊断中的逐天和逐时诊断，估算的冷热量也分为逐天和逐时的冷热量。但无

论逐天还是逐时，建筑所需冷热量都是指其在运营时间内所需要的冷热量，所以估算逐天冷热量时所用的温度为建筑运营时间段内的平均温度。

首先，定义三类建筑的运营时间，如表 5.1 所示。

表 5.1 三类建筑的运营时间表

建筑类型	工作日		休息日	
	运营时	非运营时	运营时	非运营时
办公	8 点~18 点	19 点~次日 7 点	无	0 点~23 点
商场	10 点~22 点	23 点~次日 9 点	10 点~22 点	23 点~次日 9 点
综合	8 点~20 点	21 点~次日 7 点	8 点~20 点	21 点~次日 7 点

然后，根据室外温度，给出对应的单位面积冷热负荷估算指标。对于三种类型的建筑，冷热指标如表 5.2 和 5.3 所示。其中，由于样本中的商场建筑采用燃气（燃油）锅炉，缺乏其热源能耗数据，无法检验估算的热负荷指标是否处于符合实际情况，所以暂未给出。

表 5.2 三类建筑的冷负荷估算指标

办公建筑		商场建筑		综合建筑	
温度 (°C)	冷负荷指标 (W/m ²)	温度 (°C)	冷负荷指标 (W/m ²)	温度 (°C)	冷负荷指标 (W/m ²)
20~22	20	15~20	10	20~22	20
22~24	30	20~22	30	22~24	30
24~26	40	22~24	40	24~26	40
26~28	50	24~26	50	26~28	50
28~30	60	26~28	70	28~30	60
30~32	70	28~30	90	30~32	70
32~34	80	30~32	110	32~34	80
34~35	90	32~34	130	34~35	90
35~36	95	34~36	160	35~36	95
36~37	100	36~38	200	36~37	100
37~38	105	38~40	240	37~38	105
38 以上	110	40 以上	280	38 以上	110

表 5.3 办公和综合建筑的热负荷估算指标

办公建筑		综合建筑	
温度 (°C)	热负荷指标 (W/m ²)	温度 (°C)	热负荷指标 (W/m ²)
-2 以下	60	-4 以下	55
-2~0	55	-4~0	50
0~2	50	0~2	45
2~4	40	2~4	35
4~6	35	4~6	30
6~8	30	6~8	25
8~10	25	8~10	20
10~12	20	10~12	15

最后，结合运营时间和建筑面积，给出冷热量估算公式，计算整个建筑所需的冷热量，并视为空调系统应当提供的冷热量值。估算公式如下：

$$Q_d = q \times A \times \alpha \times h \times \beta / 1000 \quad (5.1)$$

$$Q_h = q \times A \times \alpha \times 1 / 1000 \quad (5.2)$$

其中， Q_d 和 Q_h 分别指估算的逐天和逐时冷热量，kWh；

q 指单位面积冷热负荷估算指标，W/m²；

A 指建筑总面积，m²；

α 指空调面积系数，综合建筑在工作日取 0.7，休息日取 0.25，办公和商场建筑取 0.7；

h 指运营小时数；

β 指运营小时系数，综合建筑取 1.0，办公和商场建筑取 1.1。

由建筑总面积与空调面积系数相乘来表示空调面积，若调研信息中有空调面积可用，则直接采用空调面积即可；由运营小时数与运营小时系数相乘来表示空调开启时间，考虑到办公和商场的提前开机现象，系数取 1.1，而综合建筑在定义运营时间已较为宽泛，所以系数取 1.0。

5.3 诊断流程及结果

5.3.1 诊断的基准能效值

参考《空气调节系统经济运行 GB/T 17981-2007》^[66]中的关于空调系统的评

价指标限值, 选取较为宽泛的全年累计工况能效比限值作为本诊断算法中的基准能效值, 并补充风冷热泵制热工况及热水循环泵和冷热水泵的基准能效值, 得到基准能效值如下:

冷热源:

风冷热泵: 运行效率限值 COP=2.8 (制冷) /2.4 (制热);

电制冷冷水机组: 运行效率限值 COP=4.8。

输配水泵:

冷冻水泵: 冷冻水输送系数 WTF_{chw}=30;

冷却水泵: 冷却水输送系数 WTF_{cw}=25;

热水循环泵: 热水输送系数 WTF_{hw}=30;

冷热水泵: 冷热水输送系数 WTF=30。

空调末端:

全空气系统: 能效比限值 EER=6;

新风+风机盘管系统: 能效比限值 EER=9;

风机盘管系统: 能效比限值 EER=24。

其中, 各个运行效率的计算公式如下:

$$COP = \frac{\text{空调系统制备的总冷(热)量}}{\text{机组的能耗}} \quad (5.3)$$

$$WTF = \frac{\text{空调系统制备的总冷(热)量}}{\text{水泵的能耗}} \quad (5.4)$$

$$EER = \frac{\text{空调系统制备的总冷(热)量}}{\text{各类空调末端的能耗}} \quad (5.5)$$

5.3.2 诊断及结果输出的流程图

建筑类型的不同会影响到其运营时间, 进而造成算法流程的差异。对于办公建筑, 休息日不含运营时间, 与工作日的用能特点完全不同, 在诊断流程中应当予以区分; 而对于商场和综合建筑, 无论是工作日还是休息日, 都存在着运营时间和非运营时间, 即都可能存在着提前开机或提前关机的现象, 于是在诊断流程中不再判断工作性质, 因为两者的诊断流程是一致的, 只不过在不同工作性质下有不同的运营时间, 在具体操作时需注意。

下面按照建筑类型, 介绍空调子系统的逐日和逐时诊断流程图。为了方便表述, 对划分季节中针对不同建筑类型所选定的不同温度, 统一用 B 和 A 代替, 即 B 和 A 对办公和综合建筑取 12℃和 20℃, 对商场建筑取 10℃和 15℃。另外, 在电耗偏低的补充诊断中所用的 A+与第 4 章中所述的取值一致, 即对于办公建筑取 25℃, 商场建筑取 18℃, 综合建筑取 24℃。

1) 办公建筑

a) 风冷热泵逐天

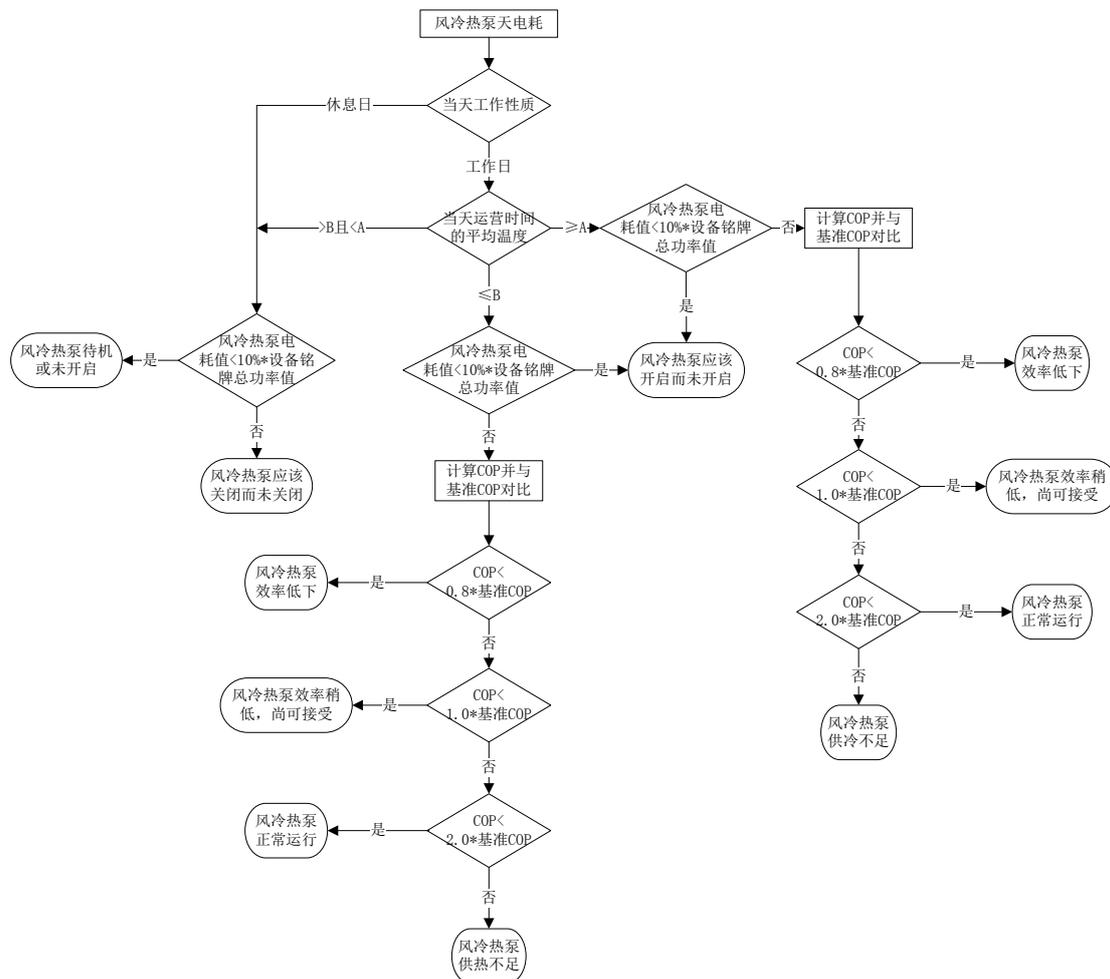


图 5.1 办公建筑中风冷热泵的逐天诊断流程图

在图 5.1 所示的诊断流程中，用运营时间的平均温度与 B、A、A+ 等温度基线对比，该平均温度按照表 5.1 中所列的时间段及逐时温度求得，此举旨在用运营时间段的温度反映空调的启停，减少了非运营时间对求取平均温度的干扰。另外，用设备铭牌总功率值的 10% 作为逐天诊断中风冷热泵待机与否的电耗判断值，若当天电耗低于此值，则认为该天机组处于待机状态；反之处于开启状态。在通过设备铭牌计算总功率时，备用设备不参与求和。当不具备设备铭牌信息时，则使用该子系统用电支路在训练数据中逐时电耗的最大值代替，粗略判断当天的机组是否开启。

对于全部的休息日和运营时间均温介于 B 和 A 之间的工作日，认为机组应当待机或未开启，若开启则认为异常；而在温度低于 B 或高于 A 的工作日，认为风冷热泵应当开启并制热或制冷，若未开启则认为异常；若开启则进而判断其 COP。若低于基准 COP 的 0.8 倍，则认为效率低下；处在基准 COP 的 0.8 至 1.0

倍之间,认为其效率稍低,尚可接受;处在 1.0 至 2.0 倍之间则认为其正常运行,高于 2.0 倍则认为其存在供热或供冷不足。其中,供热或供冷不足是指在诊断时间内建筑存在冷热负荷,机组电耗量也高于待机值(开启状态),但是冷热负荷除以电耗所得的 COP 超出正常范围,认为是由机组开启不足造成的电耗偏低所致,故视为供热或供冷不足。

其余的诊断流程中,对开机状态和能效高低的判断思路均与此相同。而流程图中运营时间、基准能效值的选择,则根据表 5.1 及前文 5.3.1 所述,依照建筑类型和空调系统形式来确定,在流程图中不再一一解释。

b) 风冷热泵逐时

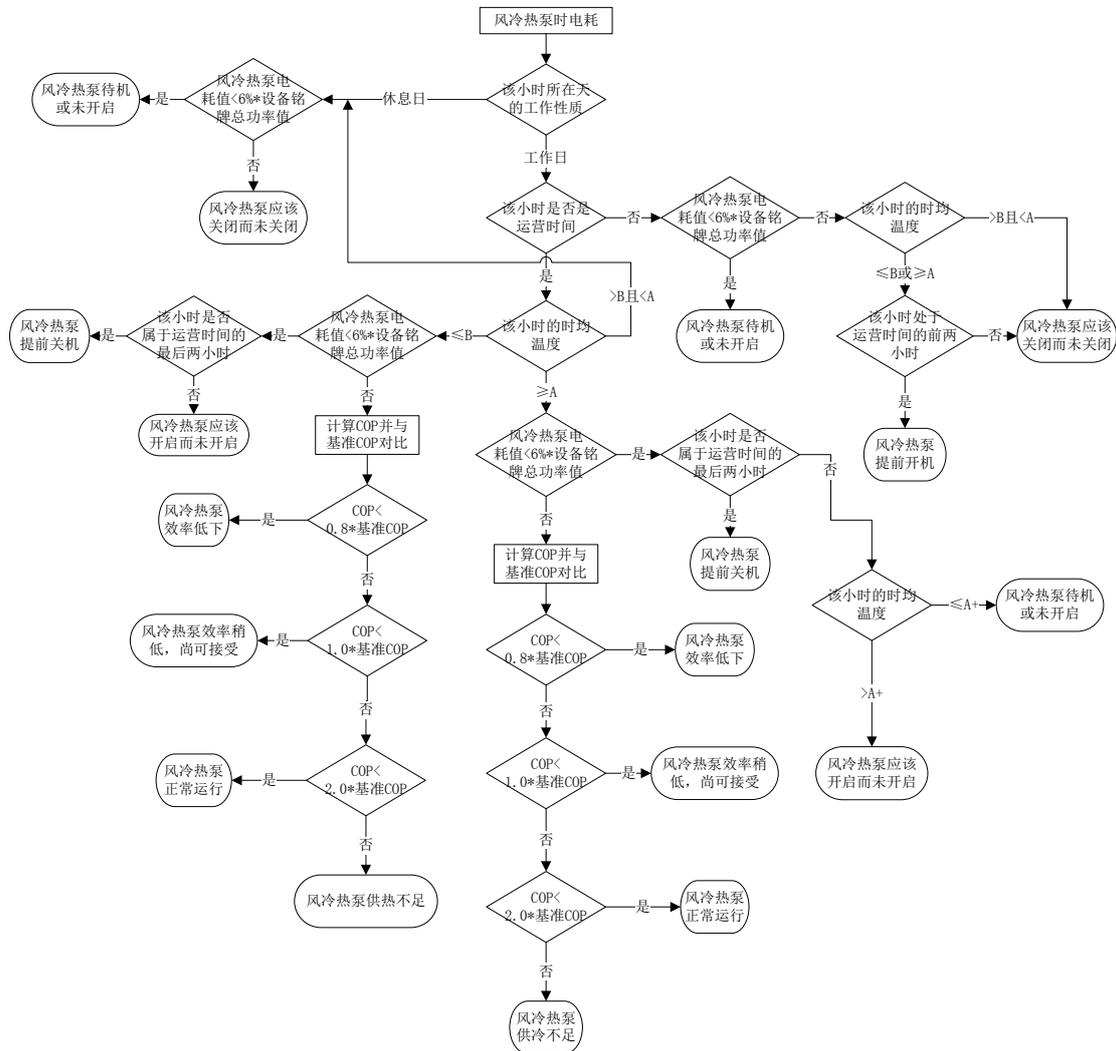


图 5.2 办公建筑中风冷热泵的逐时诊断流程图

在图 5.2 所示的诊断流程中,用设备铭牌总功率值的 6%作为逐时诊断中风冷热泵待机与否的电耗判断值。对于休息日的全部时间和工作日中逐时温度介于 B 和 A 的运营时间,认为机组应当待机或不开启;对于工作日的非运营时间,

一般应处于不开启状态，但若该时刻温度不介于 B 和 A 之间且处于运营时间的前两小时，认为其提前开机，属于正常；对于工作日中逐时温度不介于 B 和 A 之间的运营时间，一般认为应当开启制热或制冷模式，若在运营时间的最后两小时出现用电量较小的情况，则认为其提前关机，另外，对于逐时温度介于 A 和 A+的运营时间，若待机或未开启也视为正常。

c) 冷水机组逐天

冷水机组的诊断与风冷热泵类似，只不过仅有制冷工况。

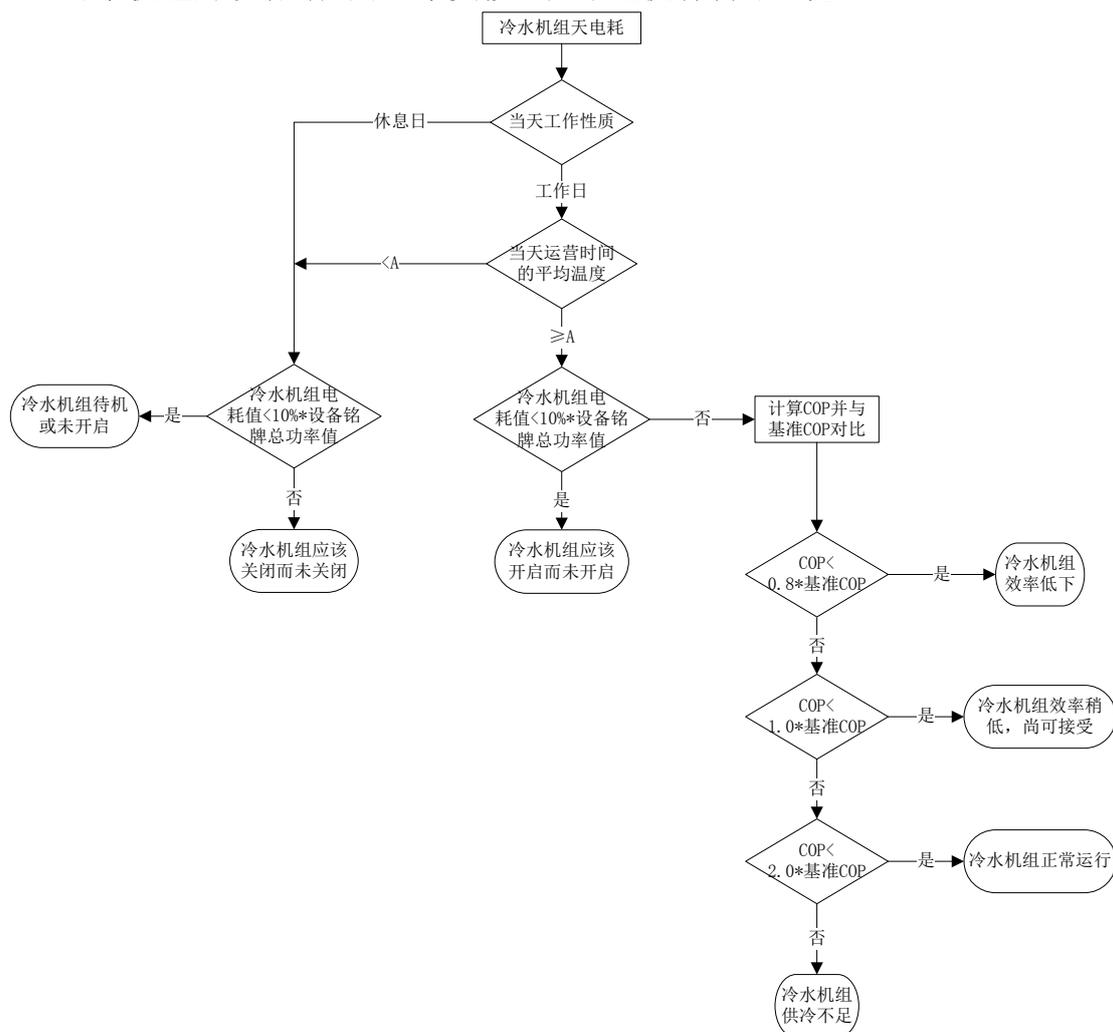


图 5.3 办公建筑中冷水机组的逐天诊断流程图

d) 冷水机组逐时

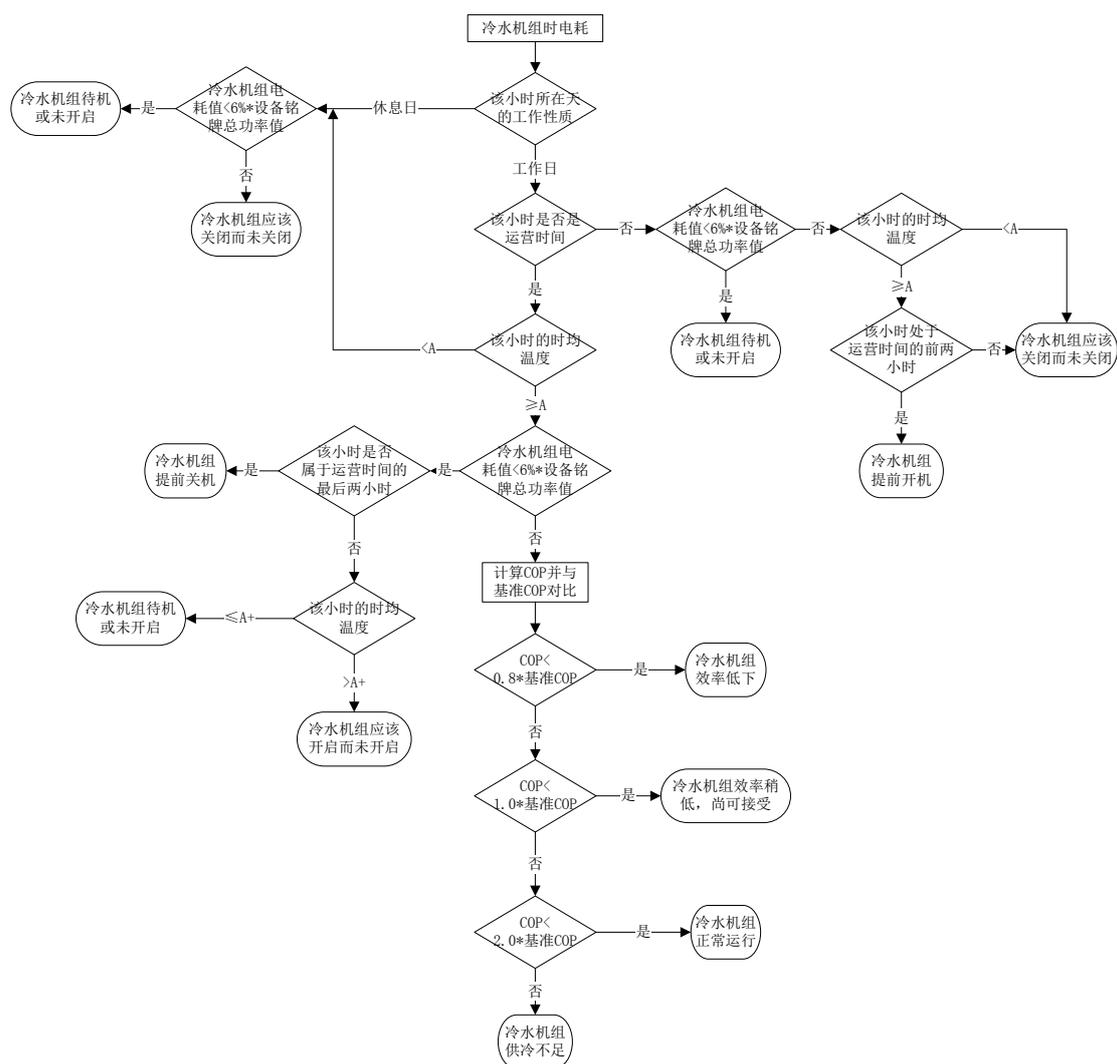


图 5.4 办公建筑中冷水机组的逐时诊断流程图

e) 锅炉逐天

对于锅炉的诊断，使用的是锅炉用电（电锅炉）和锅炉房用电（燃油、燃气锅炉）作为诊断对象。如前所述，电锅炉正常效率已很低且无能效故障，燃气燃油的能耗数据缺失，所以仅对其开启时间是否正常进行判断。

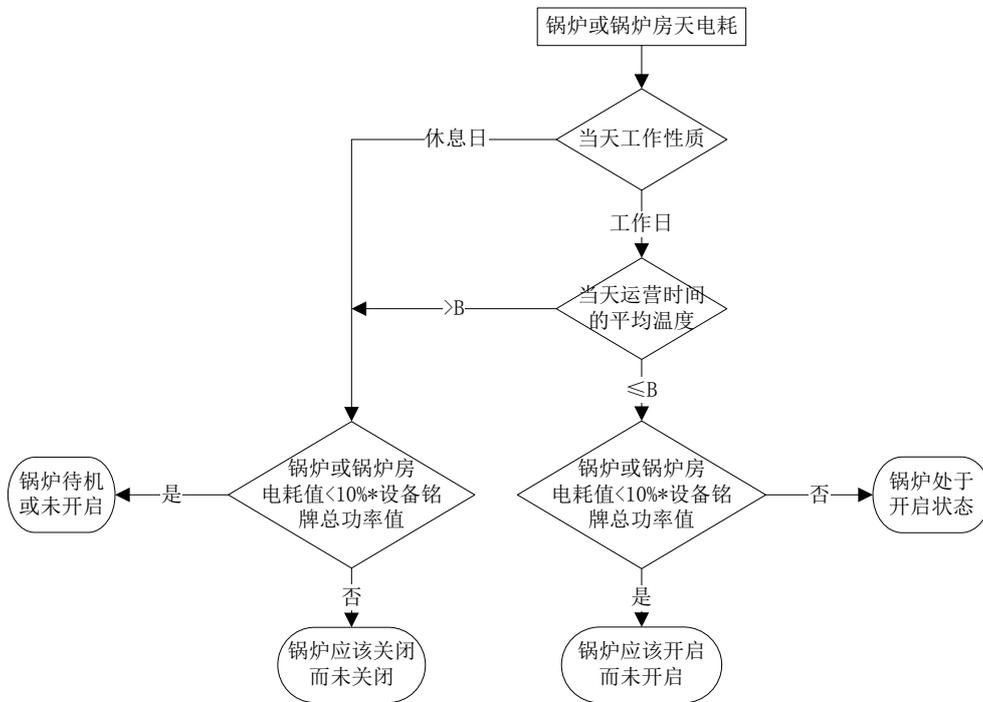


图 5.5 办公建筑中锅炉的逐天诊断流程图

f) 锅炉逐时

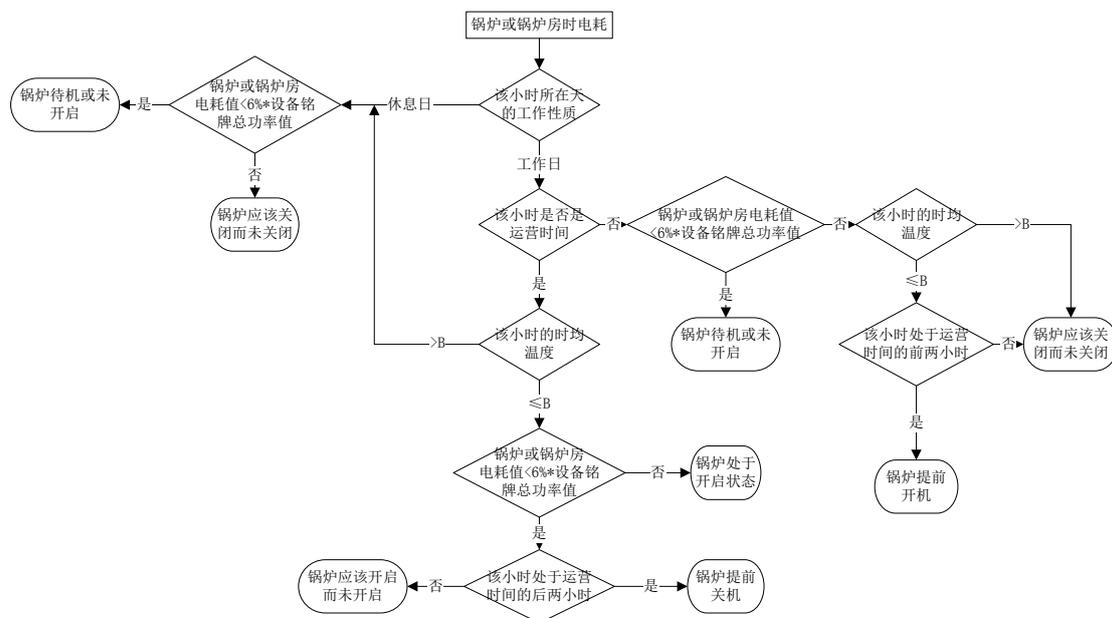


图 5.6 办公建筑中锅炉的逐时诊断流程图

g) 冷水泵或冷却水泵逐天

冷水泵和冷却水泵的开启时间均与制冷机组的开启相关联，当机组开启时，无论其开启时间是否正常，水泵都应当为了保护机组而开启。鉴于冷水泵和冷却水泵的开启状态应当相同，故采用相同的诊断流程，只不过在诊断中时使用的能效基准值有差异，冷水泵的输水系数基准为 30，冷却水泵为 25。

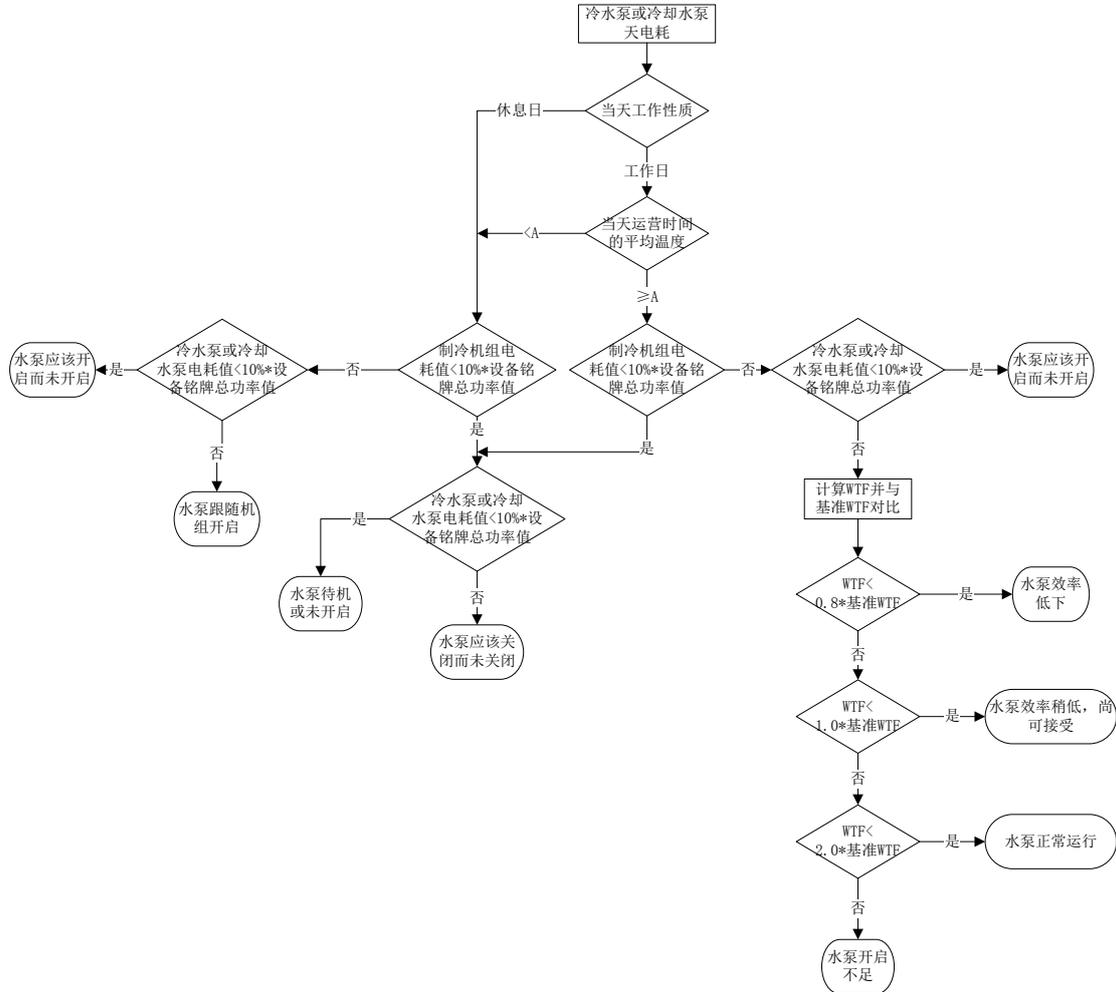


图 5.7 办公建筑中冷水泵或冷却水泵的逐天诊断流程图

h) 冷水泵或冷却水泵逐时

在水泵的逐时诊断中，需要考虑水泵晚于机组关闭的情况。正常情况下，水泵会在机组关闭数分钟后再关闭，从逐时数据上看，便会造成该小时机组电耗处于待机或未开启的水平，而水泵电耗高于待机水平。对于此种情况，以 16% 的水泵总功率值为限，如水泵电耗值低于此限值且上小时机组处于开启状态，则认为水泵是晚于机组关机的状态。

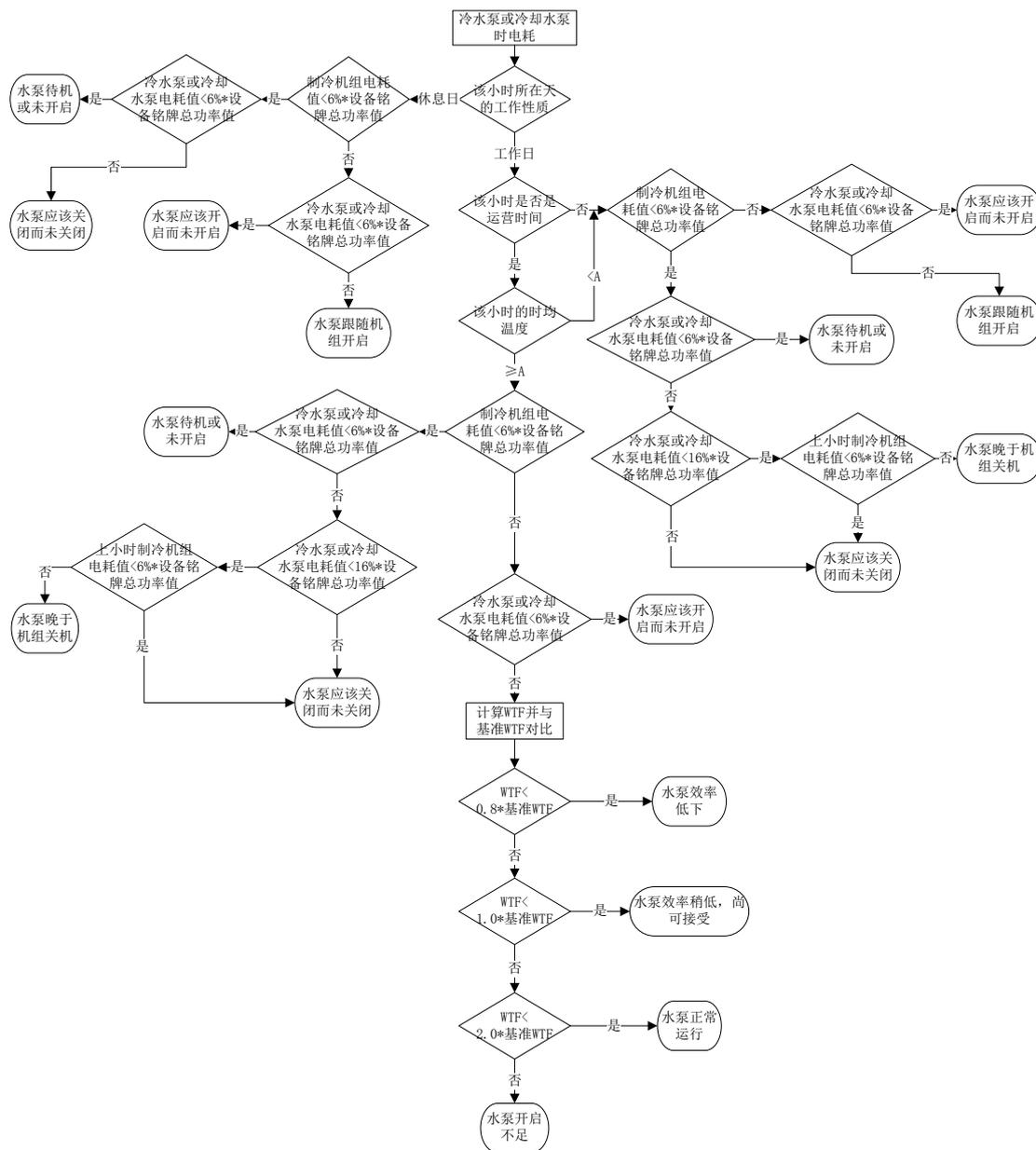


图 5.8 办公建筑中冷水泵或冷却水泵的逐时诊断流程图

i) 热水泵逐天

热水泵与冷水泵的诊断思路类似，但是针对的是采暖工况和制热机组。

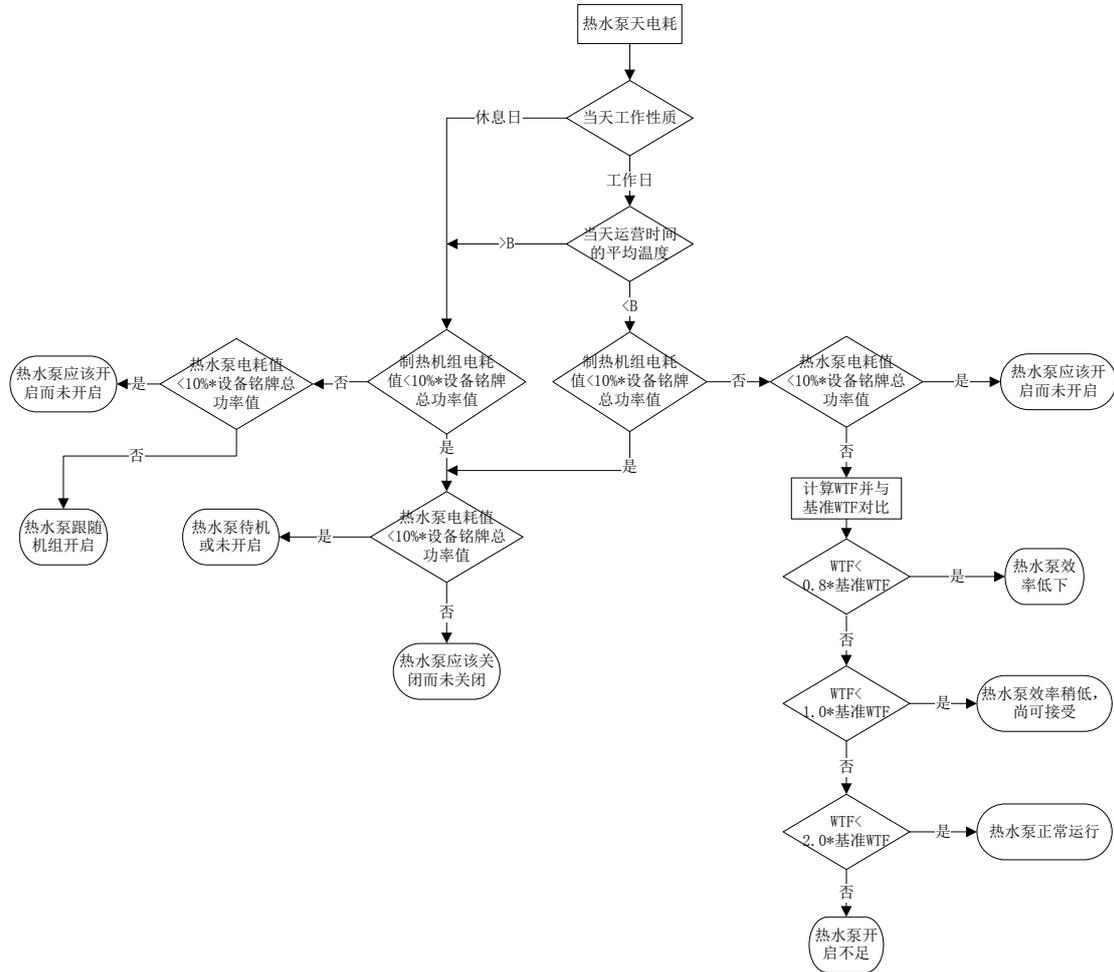


图 5.9 办公建筑中热水泵的逐天诊断流程图

j) 热水泵逐时

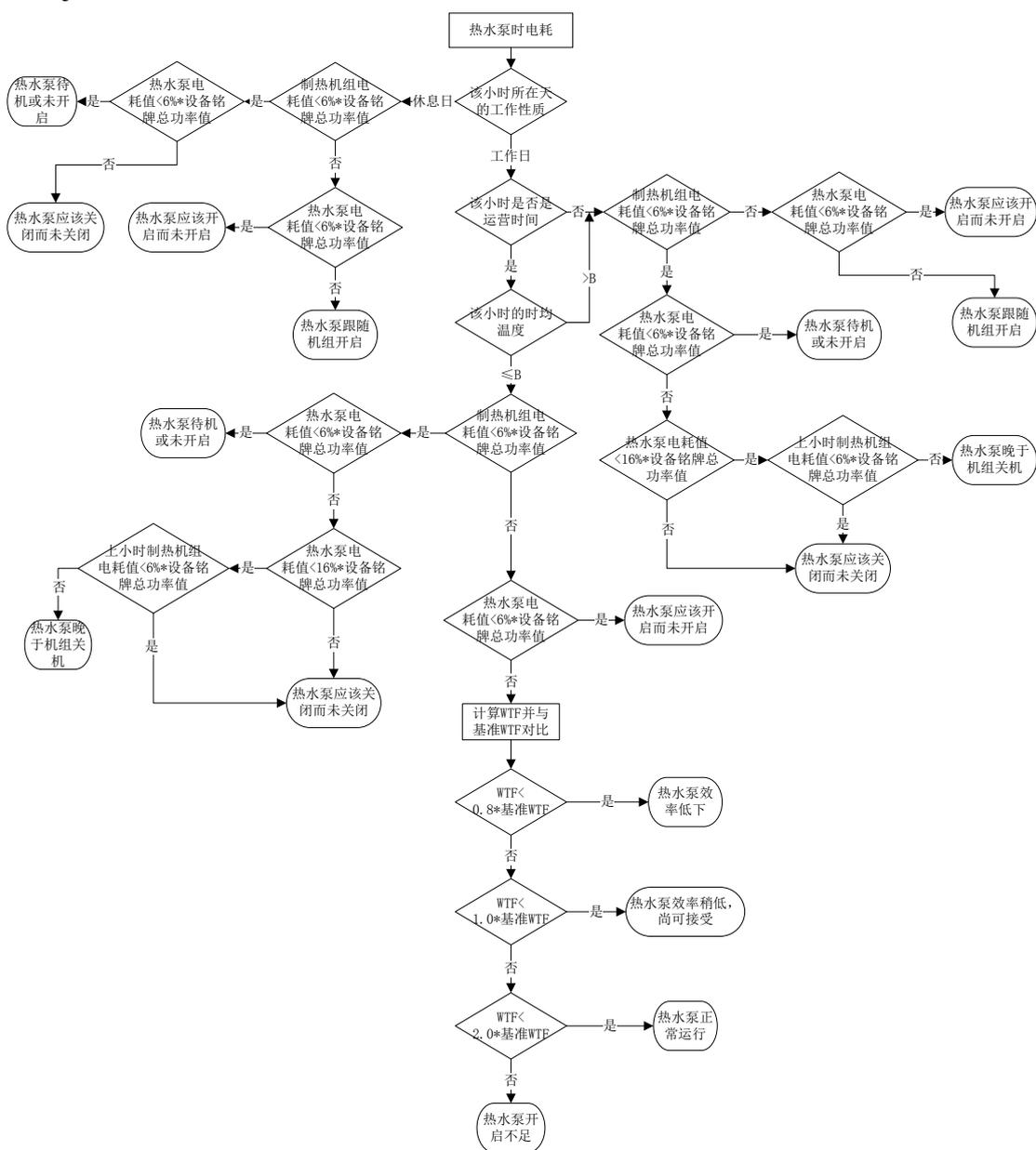


图 5.10 办公建筑中热水泵的逐时诊断流程图

k) 冷热水泵逐天

冷热水泵与空调末端一样，无论制热机组还是制冷机组开启，都应跟随其开启，所以其诊断流程是一致的，但诊断时使用的能效基准值不同。

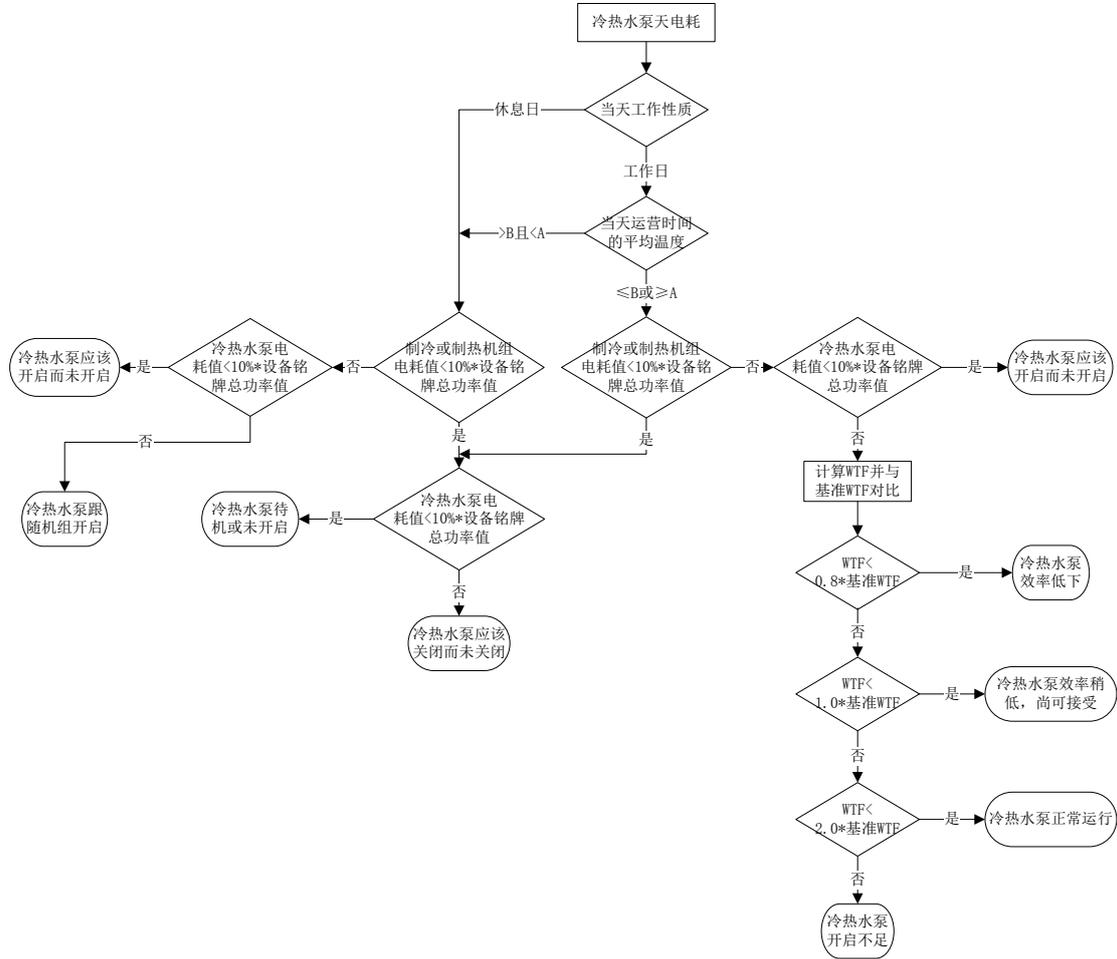


图 5.11 办公建筑中冷热水泵的逐天诊断流程图

1) 冷热水泵逐时

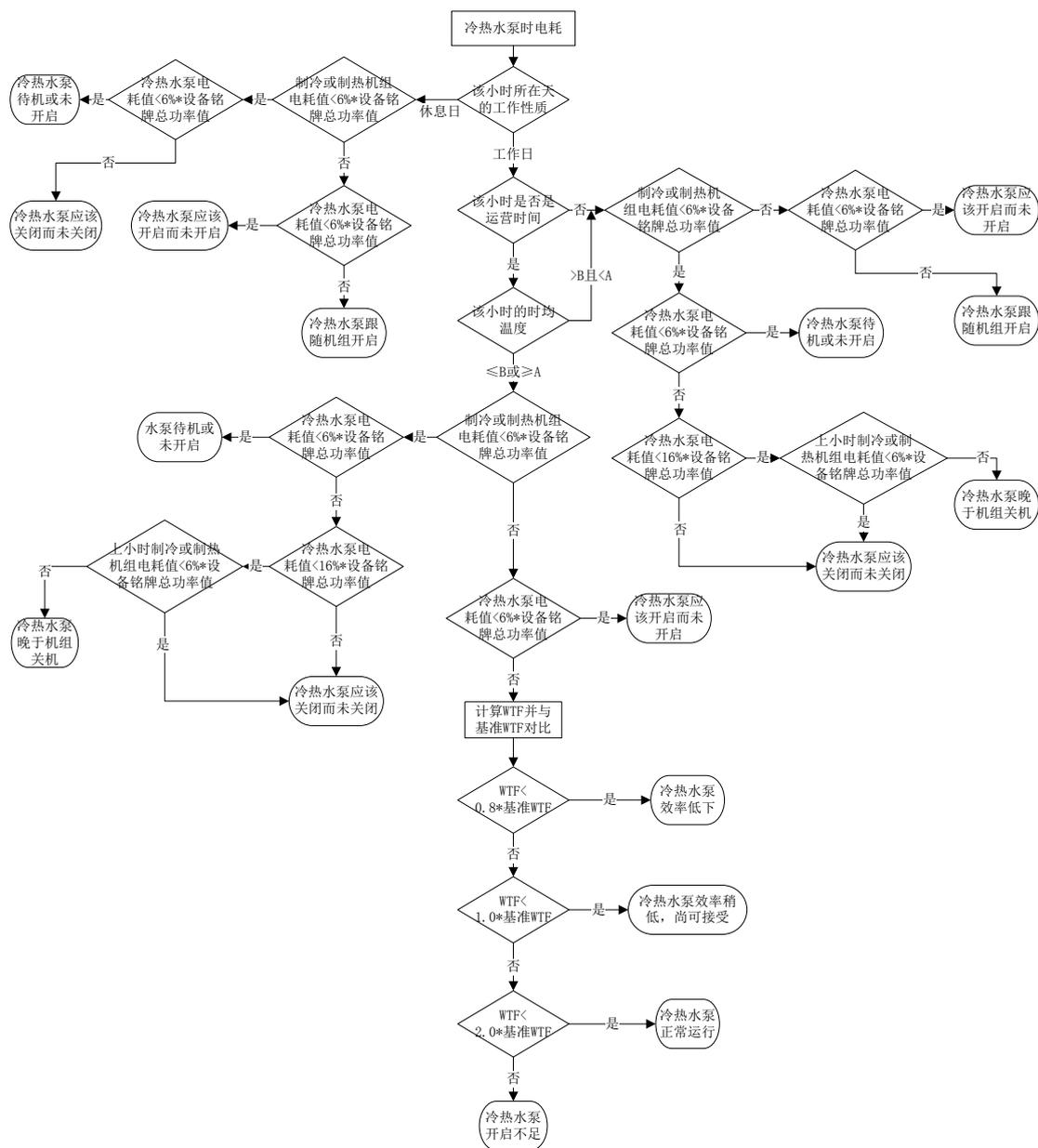


图 5.12 办公建筑中冷热水泵的逐时诊断流程图

m) 空调末端逐天

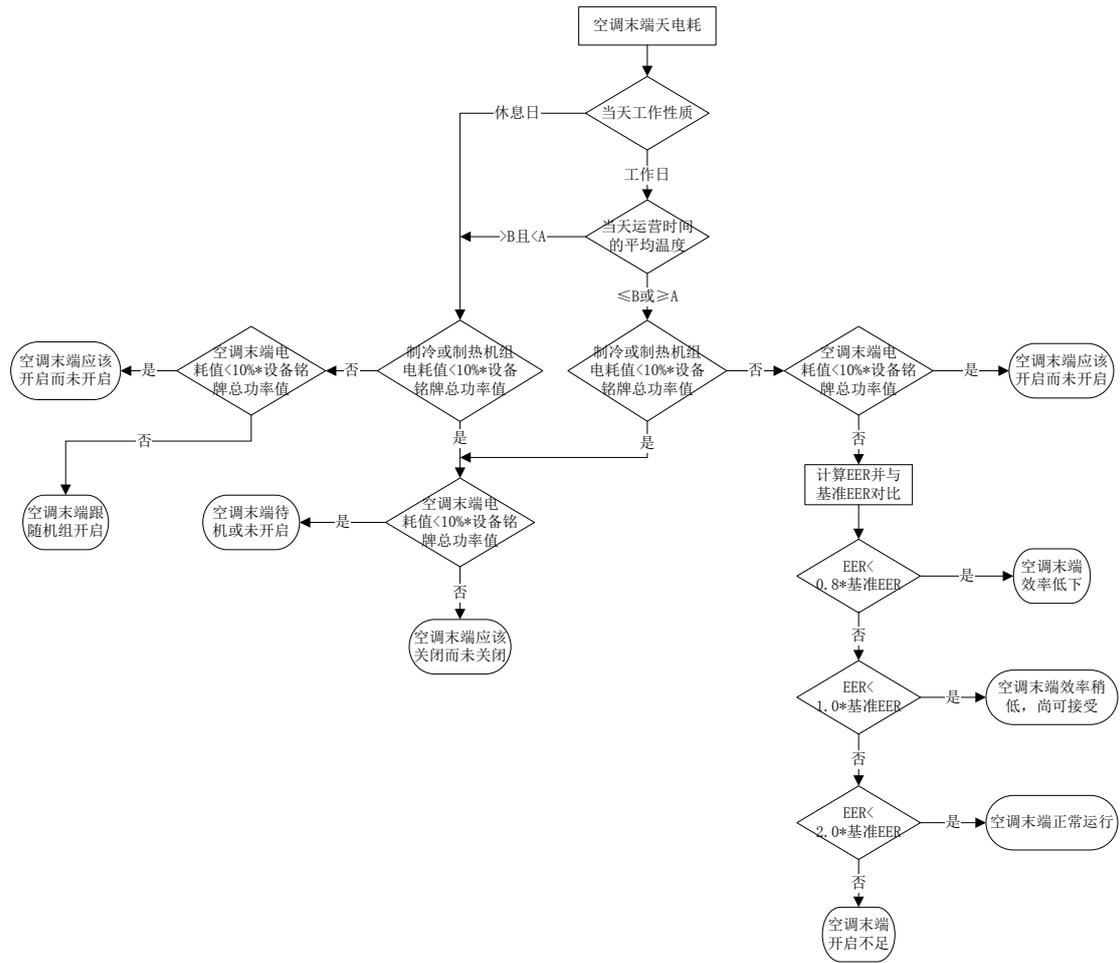


图 5.13 办公建筑中空调末端的逐天诊断流程图

n) 空调末端逐时

在空调末端的逐时诊断中，也需要考虑其晚于机组关闭的情况。与水泵晚于机组关闭的情况一致，以16%的总功率值为限，如空调末端电耗值低于此限值且上小时机组处于开启状态，则认为空调末端是处于晚于机组关机的状态。

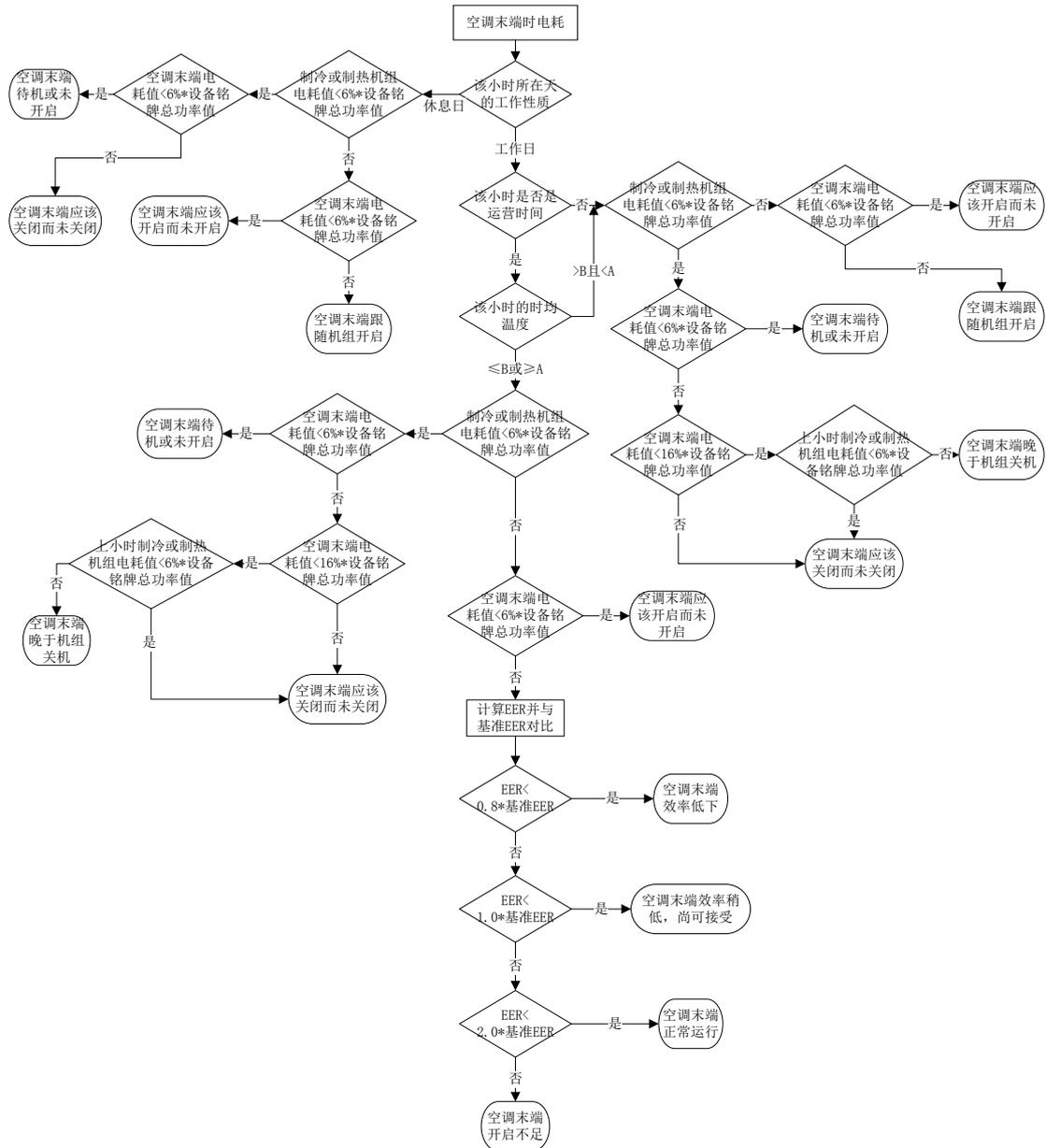


图 5.14 办公建筑中空调末端的逐时诊断流程图

2) 商场和综合建筑

如前所述，商场和综合建筑在工作日和休息日均存在运营时间，在诊断流程中并未对工作性质进行区别分析。

a) 风冷热泵逐天

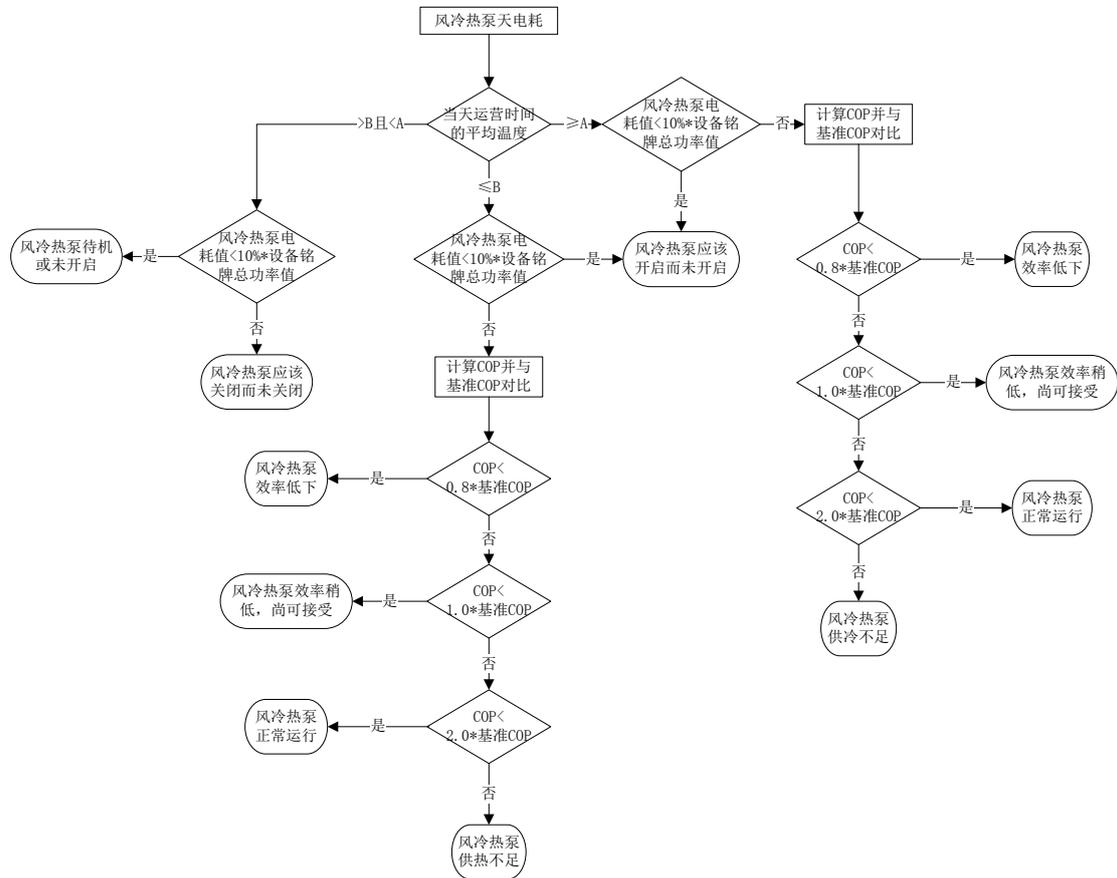


图 5.15 商场和综合建筑中风冷热泵的逐天诊断流程图

b) 风冷热泵逐时

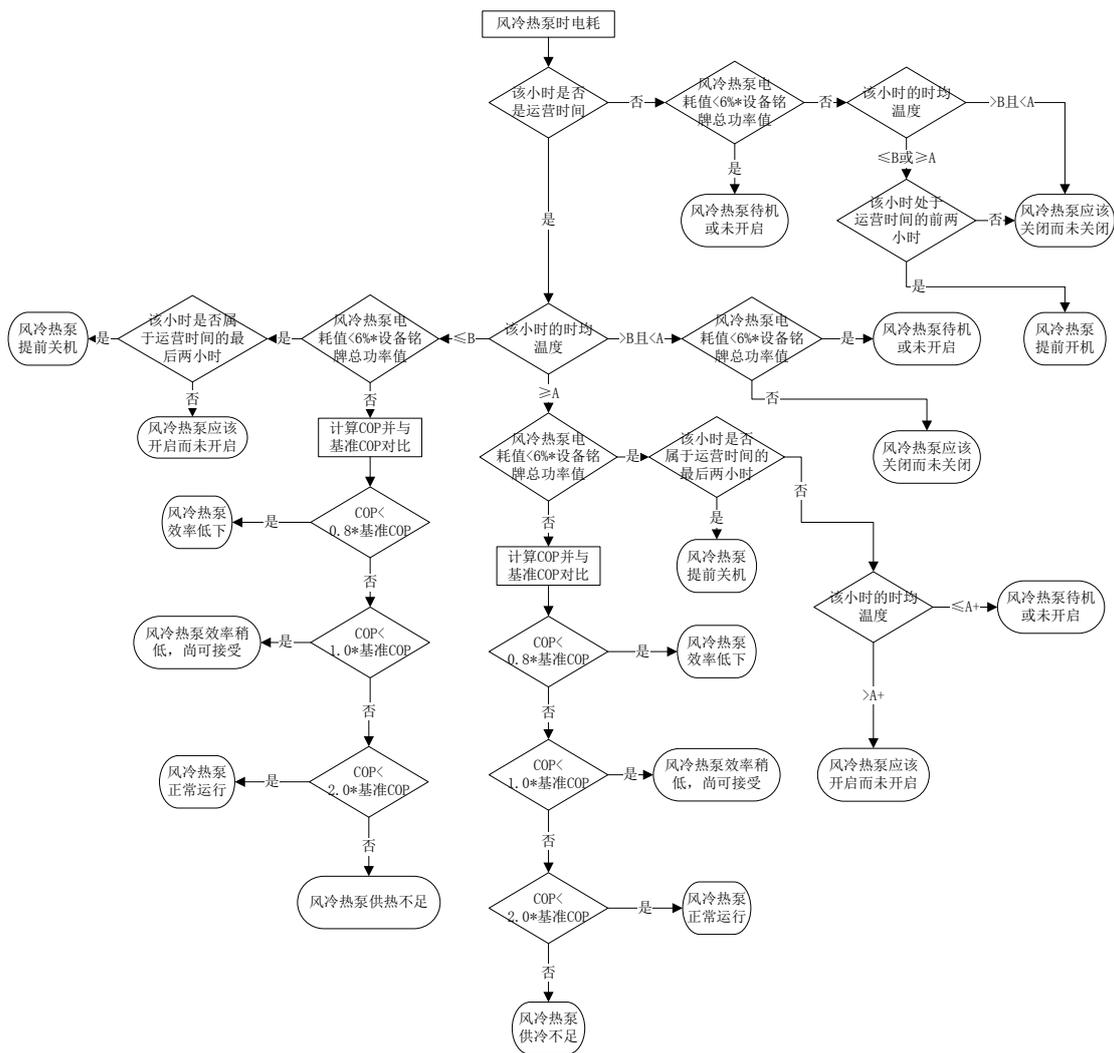


图 5.16 商场和综合建筑中风冷热泵的逐时诊断流程图

c) 冷水机组逐天

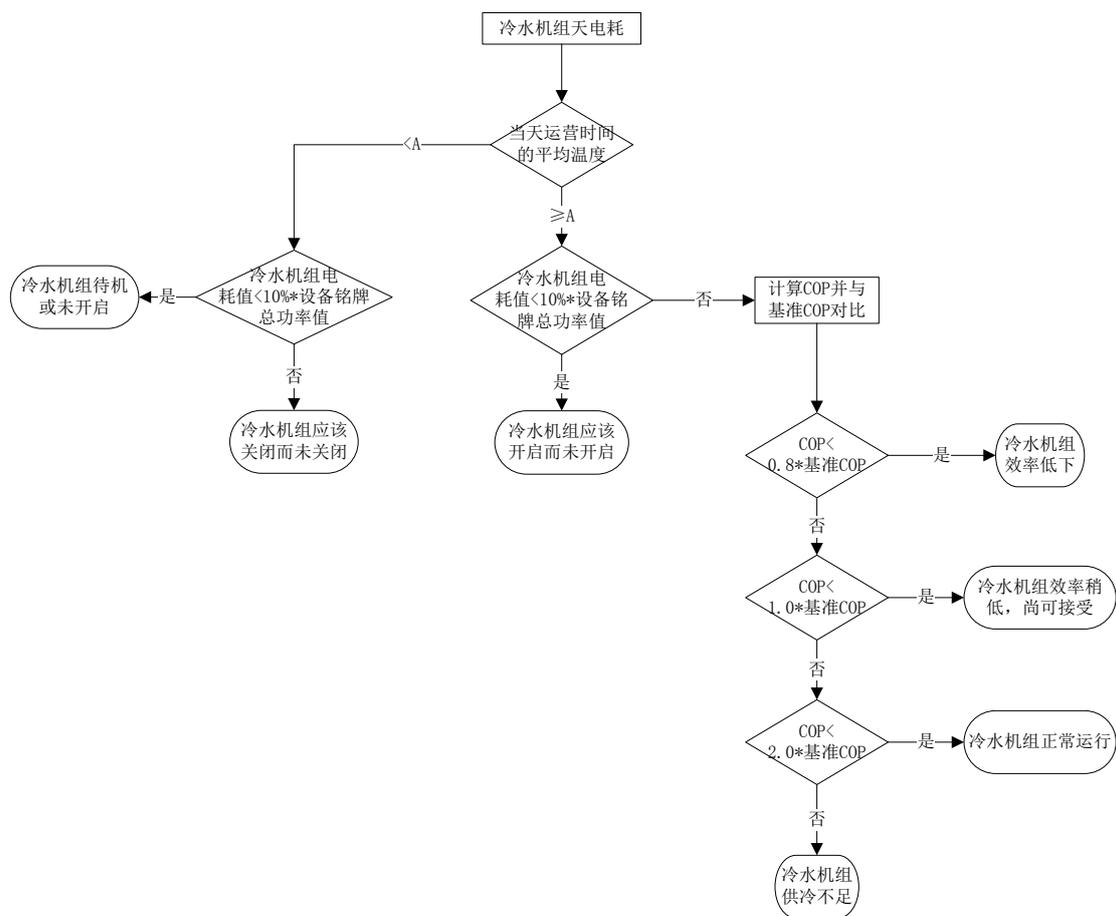


图 5.17 商场和综合建筑中冷水机组的逐天诊断流程图

d) 冷水机组逐时

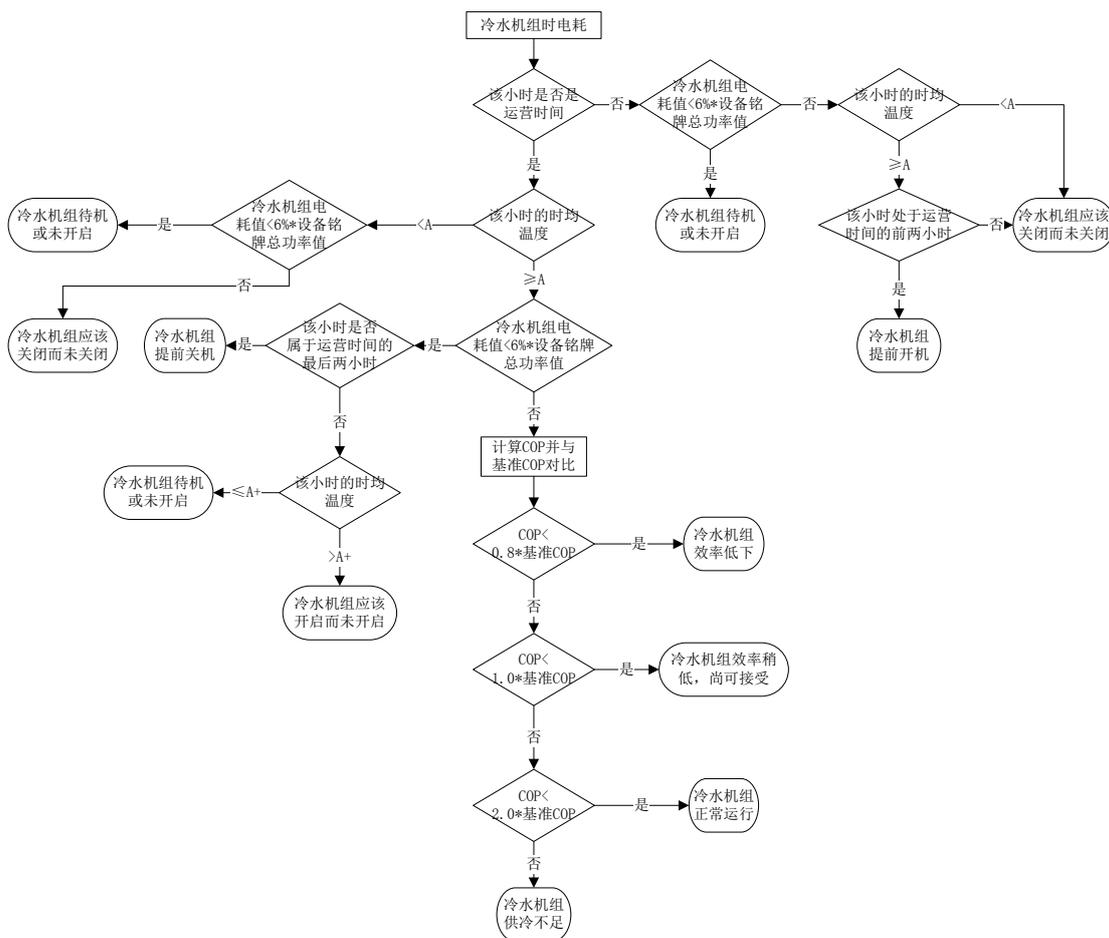


图 5.18 商场和综合建筑中冷水机组的逐时诊断流程图

e) 锅炉逐天

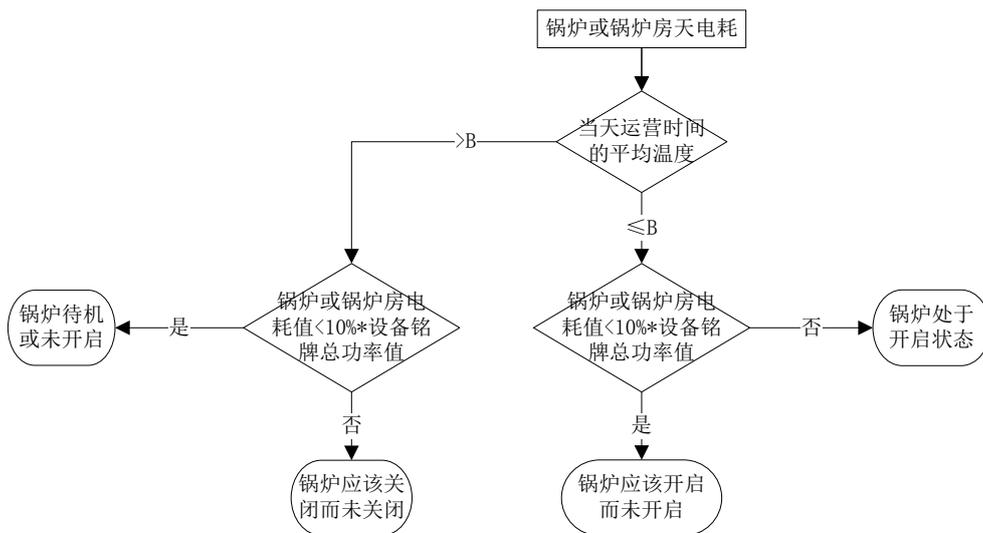


图 5.19 商场和综合建筑中锅炉的逐天诊断流程图

f) 锅炉逐时

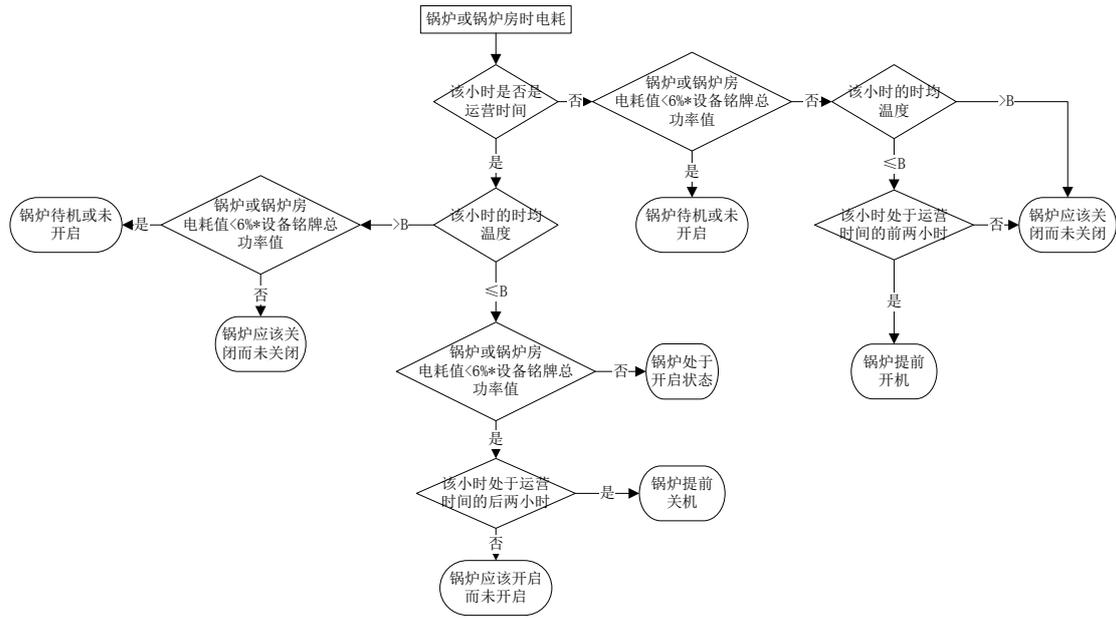


图 5.20 商场和综合建筑中锅炉的逐时诊断流程图

g) 冷水泵或冷却水泵逐天

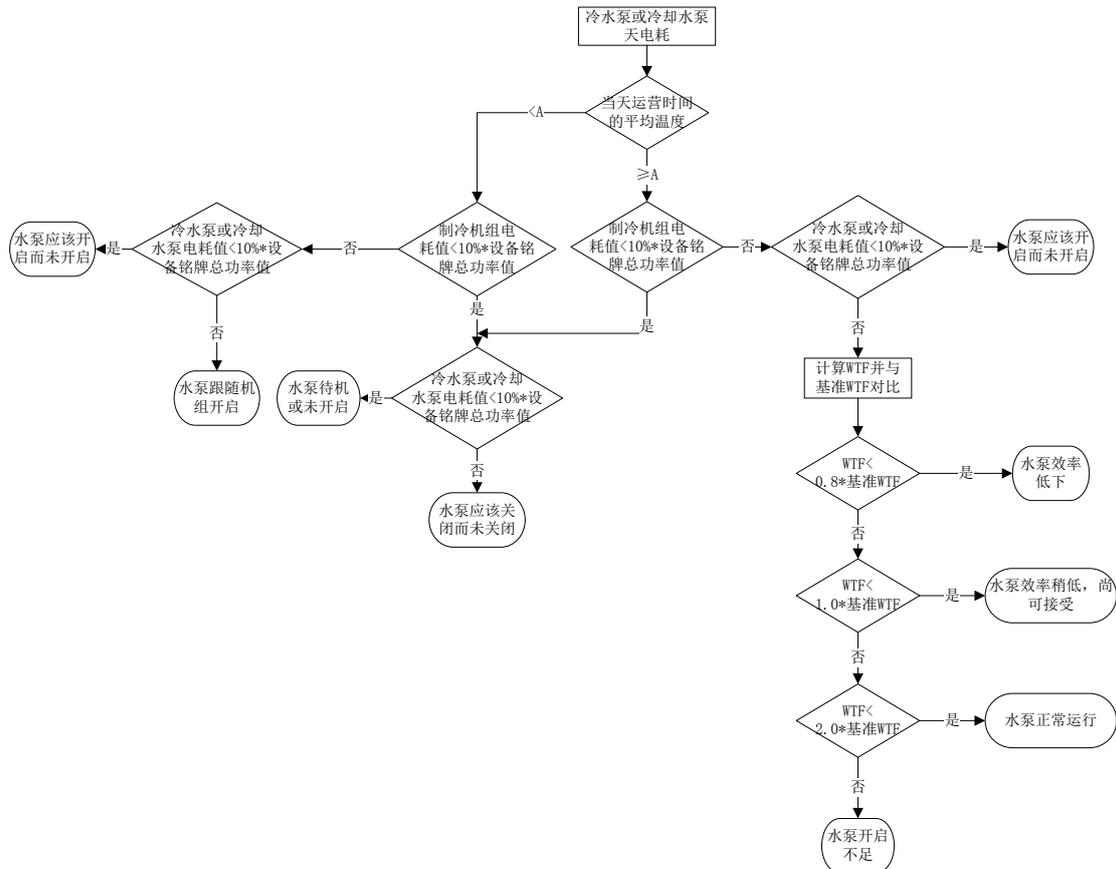


图 5.21 商场和综合建筑中冷水泵或冷却水泵的逐天诊断流程图

h) 冷水泵或冷却水泵逐时

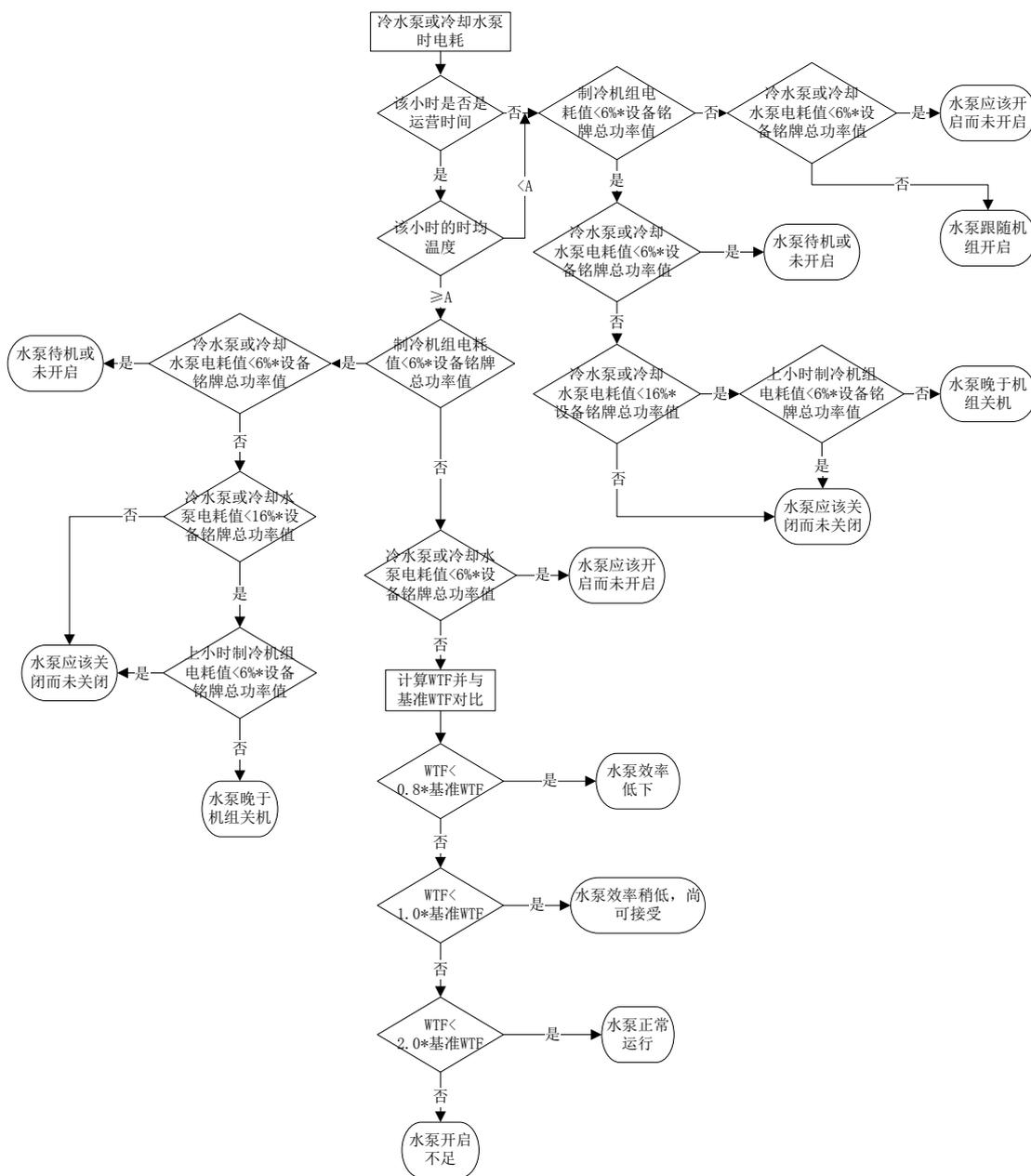


图 5.22 商场和综合建筑中冷水泵或冷却水泵的逐时诊断流程图

i) 热水泵逐天

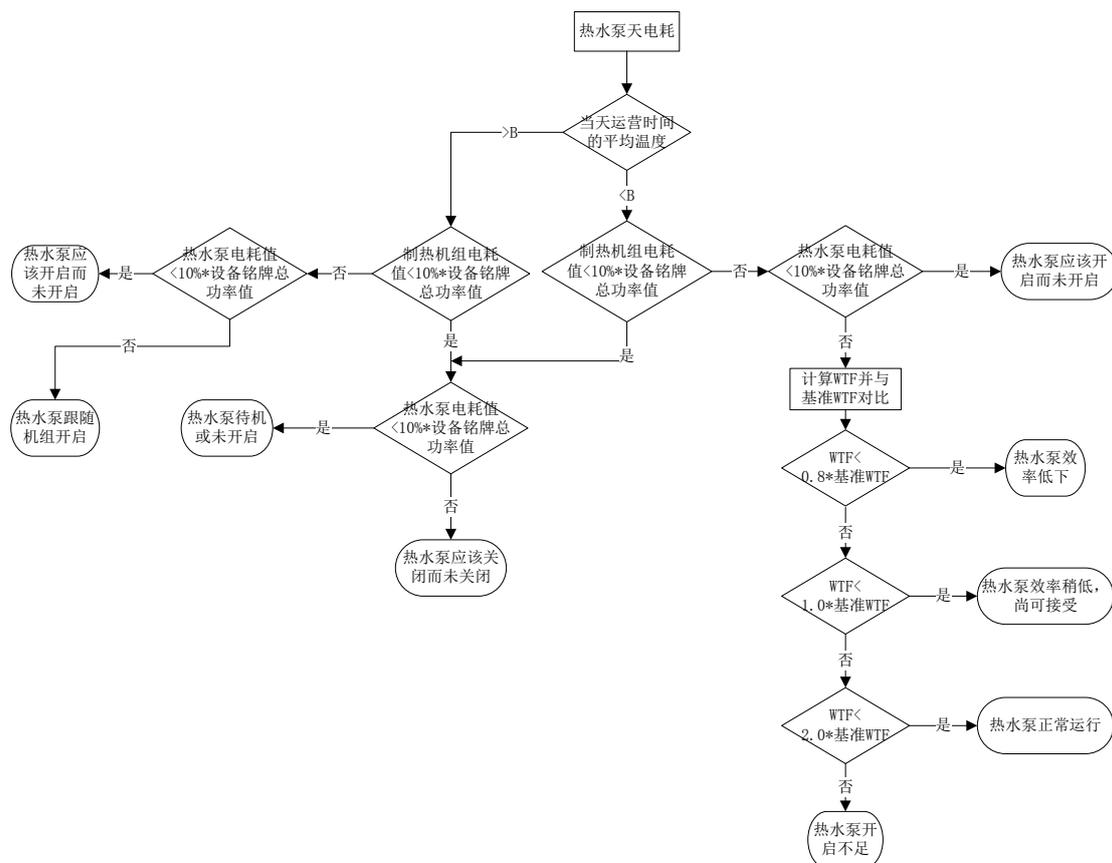


图 5.23 商场和综合建筑中热水泵的逐天诊断流程图

j) 热水泵逐时

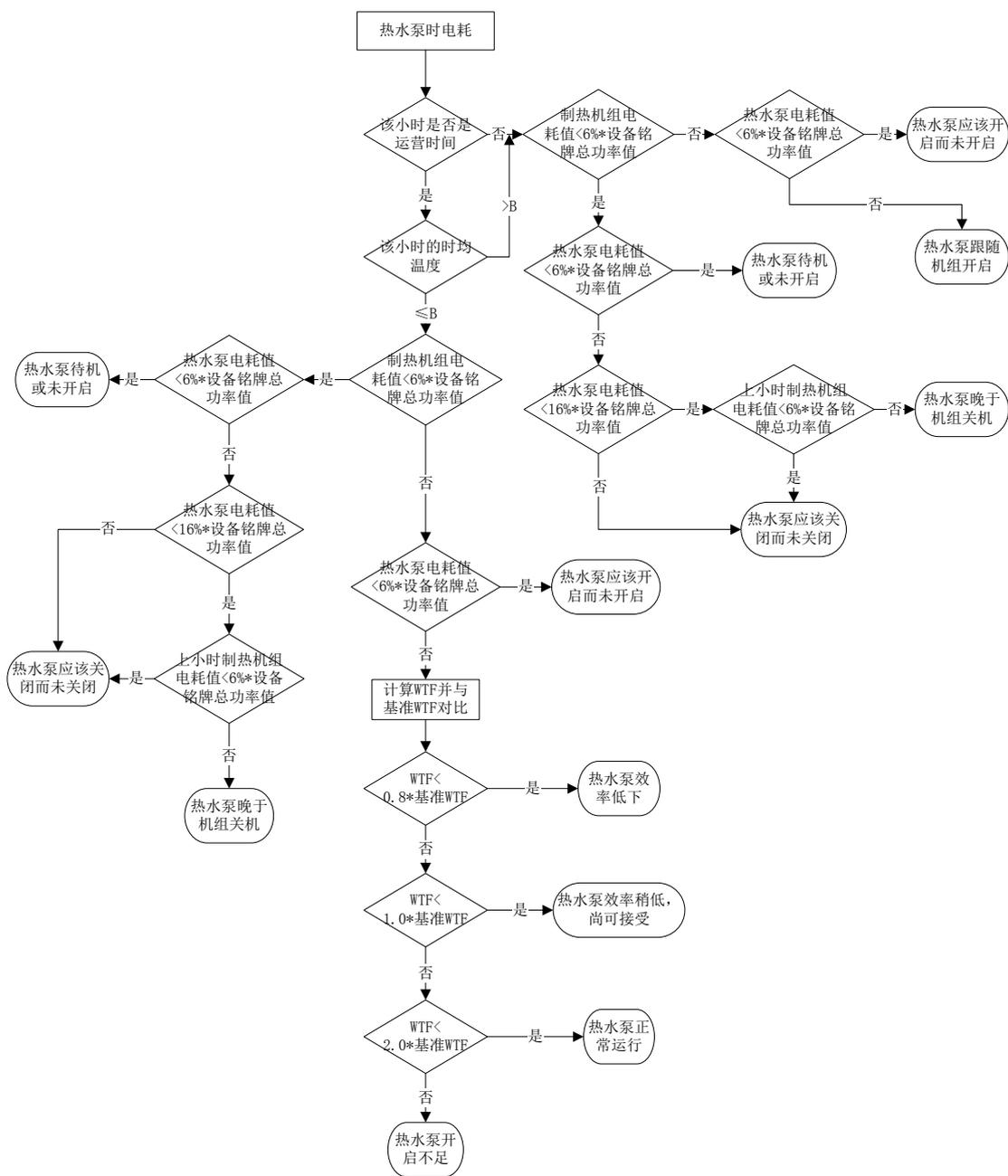


图 5.24 商场和综合建筑中热水泵的逐时诊断流程图

k) 冷热水泵逐天

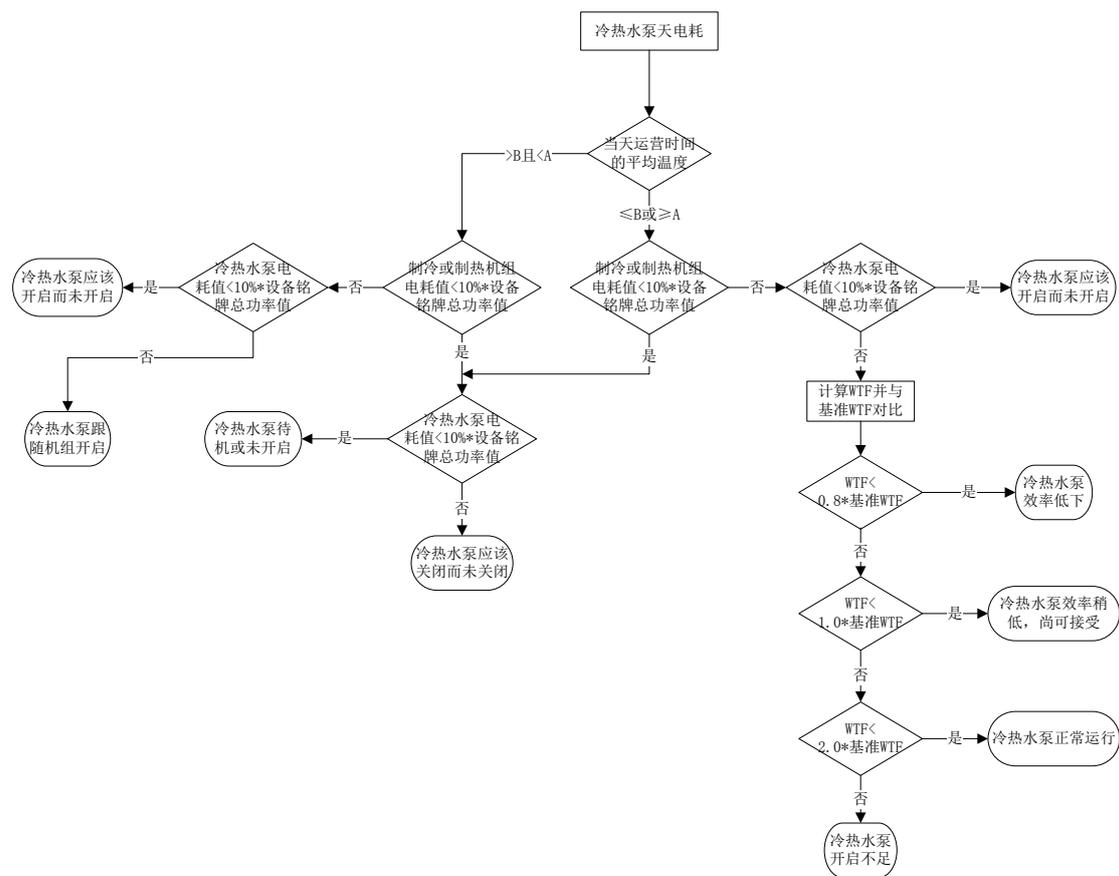


图 5.25 商场和综合建筑中冷热水泵的逐天诊断流程图

1) 冷热水泵逐时

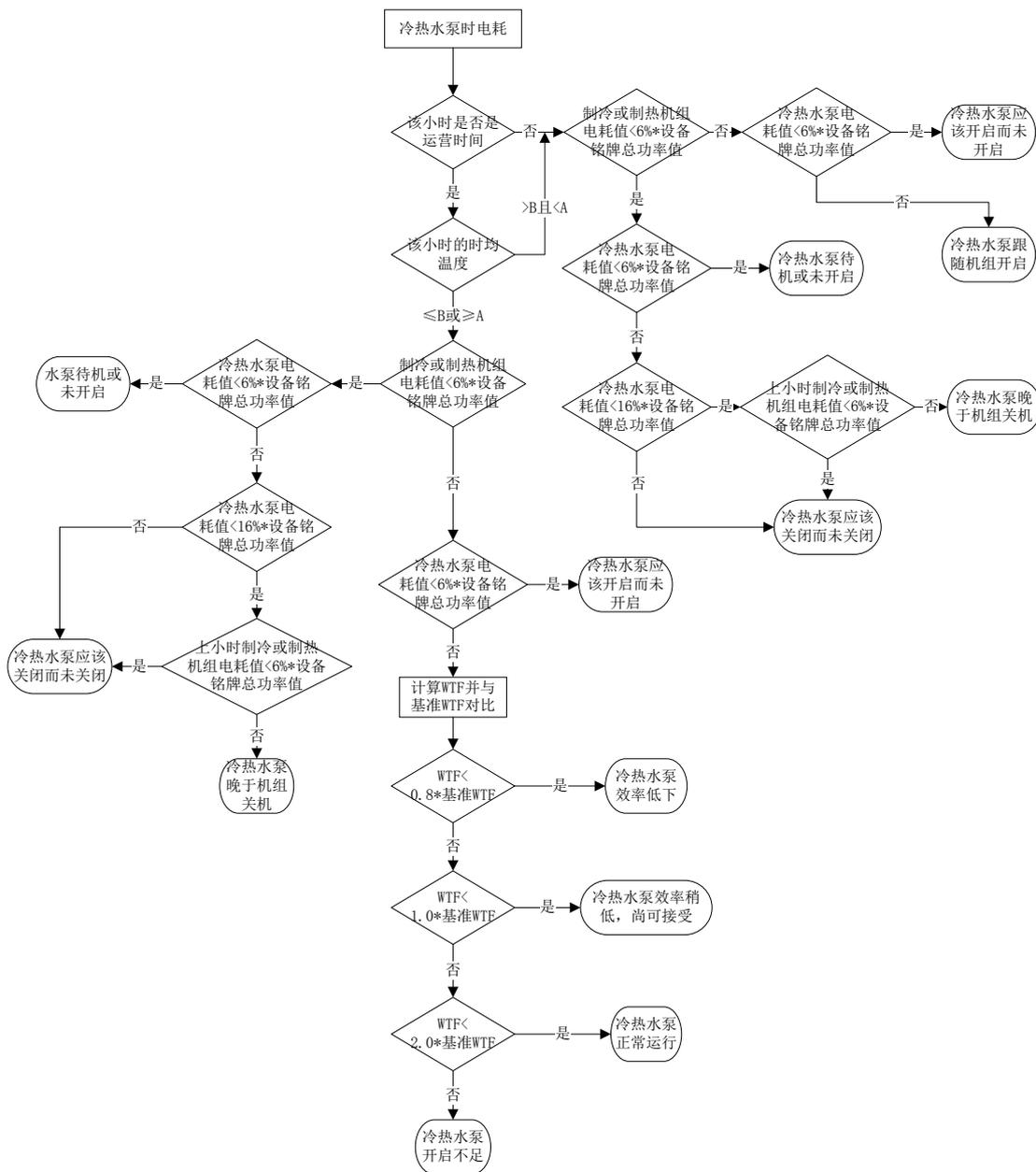


图 5.26 商场和综合建筑中冷热水泵的逐时诊断流程图

m) 空调末端逐天

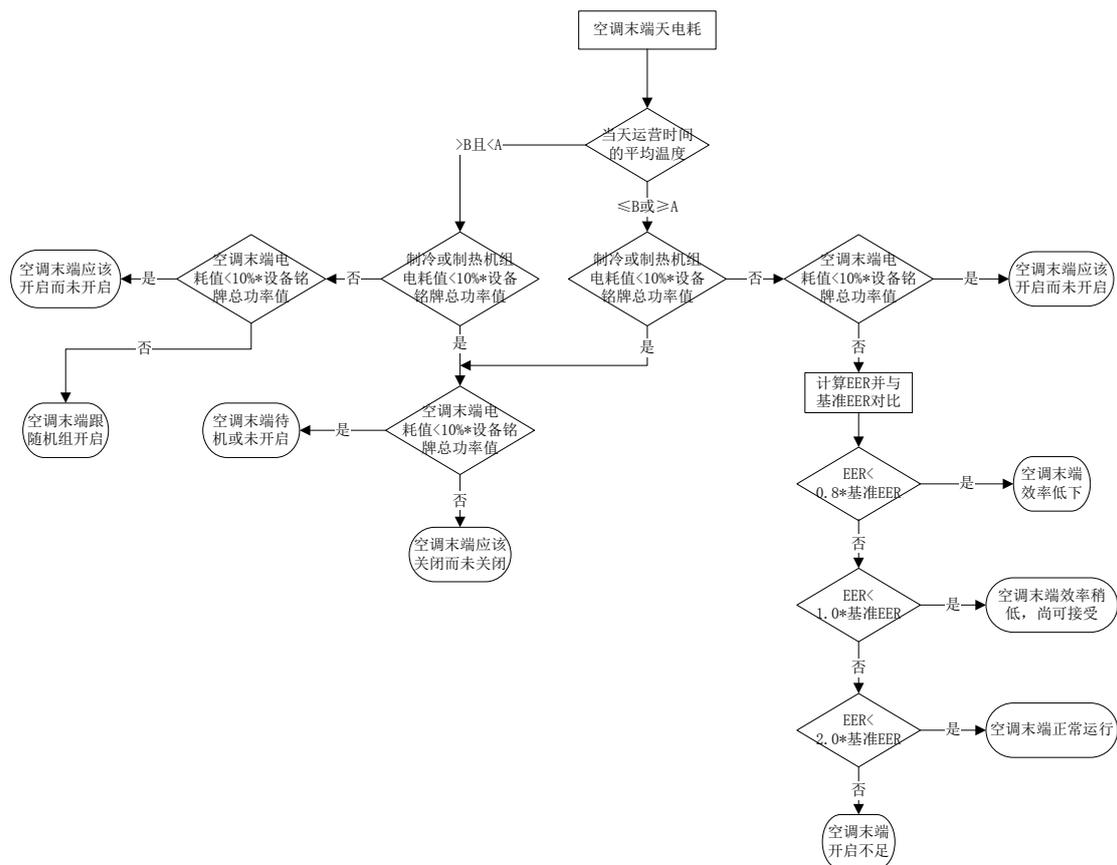


图 5.27 商场和综合建筑中空调末端的逐天诊断流程图

n) 空调末端逐时

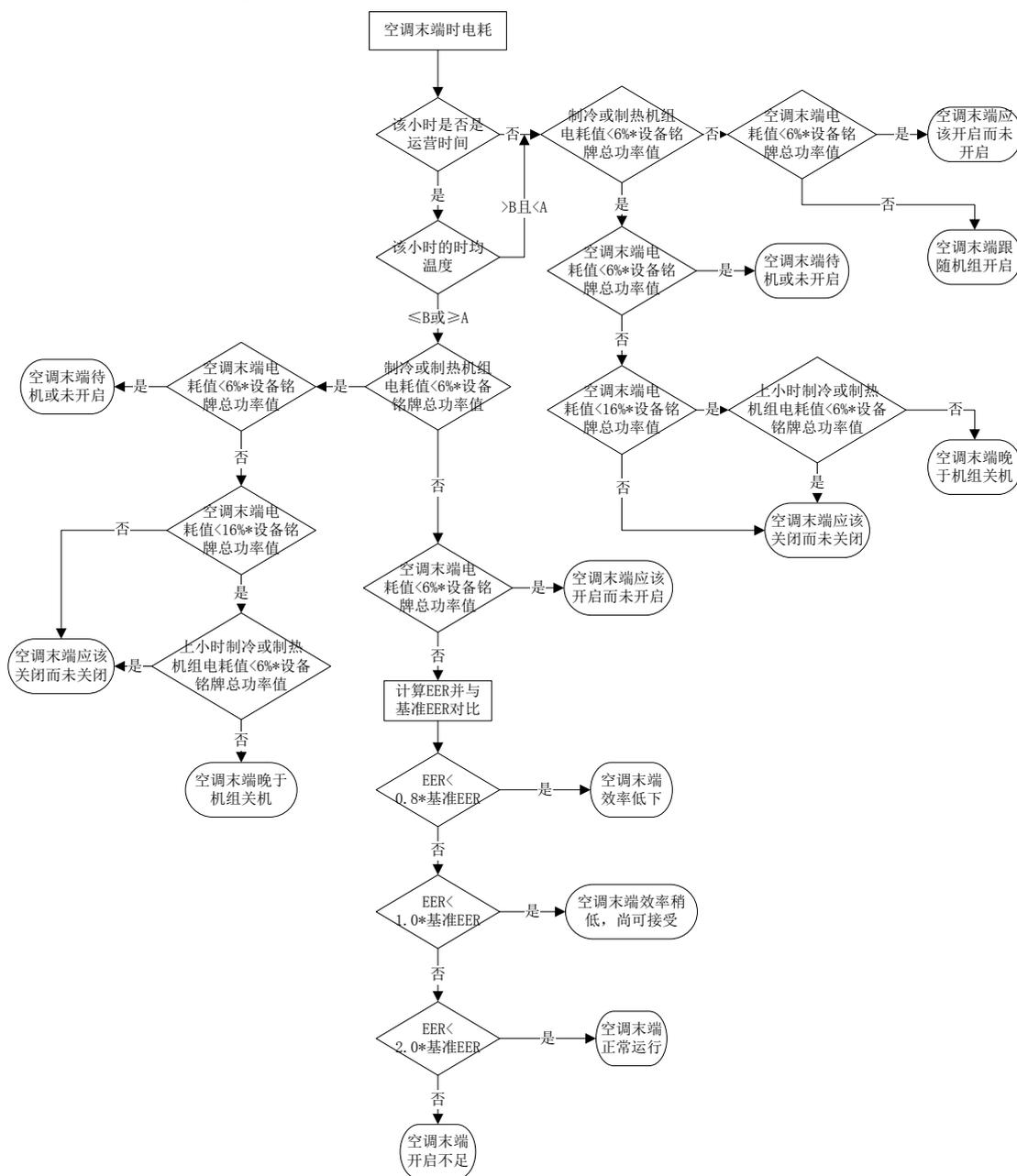


图 5.28 商场和综合建筑中空调末端的逐时诊断流程图

5.4 本章小结

本章针对分项计量平台采集到的空调子系统电耗数据，构建了基于规则判断的空调子系统能效诊断算法。首先确定了诊断层次，在数据深度上以冷热源、输配水泵和空调末端为诊断对象，在时间深度上选定逐天和逐时为诊断时间。其次，针对现有平台缺乏冷热量数据的实际情况，建立了三类建筑的冷热量估算方法，用于计算空调系统的运行效率。最后，针对空调中的各子系统，给出了逐天和逐

时的诊断流程图。汇总各子系统的诊断结果于表 5.4。

表 5.4 基于规则判断的空调系统能效诊断结果汇总

诊断对象及时间		风冷热泵、冷水机组		锅炉		输配水泵、空调末端	
		逐天	逐时	逐天	逐时	逐天	逐时
启停 状态	待机或未开启	√	√	√	√	√	√
	应该关闭而未关闭	√	√	√	√	√	√
	应该开启而未开启	√	√	√	√	√	√
	处于开启状态			√	√		
	跟随机组开启					√	√
运行 效率	效率低下	√	√			√	√
	效率稍低，尚可接受	√	√			√	√
	正常运行	√	√			√	√
	供冷/供热不足	√	√				
	开启不足					√	√
启停 时间	提前开机		√		√		
	提前关机		√		√		
	晚于机组关机						√

第 6 章 实际楼宇的能效诊断验证

第 4 和第 5 章构建了基于分项计量数据的大型公建能效诊断算法框架，分为基于能耗预测模型的能效诊断算法和基于规则判断的空调能效诊断算法两大部分，两者的诊断及思路有所不同，但互为补充，组合成内容完整、层次分明的能效诊断算法，各自的适用范围汇总于表 6.1。

表 6.1 总体能效诊断的层次与方法

电耗数据的深度层次		诊断的时间层次		
		周	天	时
总电耗		√	√	×
	照明与插座用电	√	√	×
	照明与插座子项用电	×	√	√
	空调用电	√	√	×
	空调子系统用电	×	○	○
	动力用电	√	√	×
	动力子项用电	×	√	√
	特殊和其他用电	√	√	×
	特殊和其他子项用电	×	√	√

其中，√表示采用基于能耗预测模型的能效诊断算法；
○表示采用基于规则判断的空调能效诊断算法；
×表示不诊断。

下面，针对办公、商场和综合三类建筑，分别选取一栋建筑作为代表，进行诊断验证。限于篇幅原因，只选择了一些有代表性的结果进行展示，其中办公建筑的代表数据来自采暖季，商场建筑的来自过渡季，综合建筑的来自制冷季。

6.1 办公建筑的能效诊断验证

建筑 S 是一栋办公建筑，开始使用时间为 1991 年，建筑面积为 19991 平方米，有地下室 1 层和地上主楼 8 层。冷热源形式为电制冷冷水机组+电热水锅炉系统，其中冷水机组有 3 台，每台输入功率 115kW，电热水锅炉有 1 台，单台输入功率 730kW。冷热水泵共 5 台，每台输入功率 15kW，冷却水泵共 3 台，每

台功率 22kW。空调末端形式以风机盘管+新风系统为主。

选取该建筑 2013 年 1 月 1 日至 2013 年 12 月 31 日的历史电耗数据作为训练数据，按照逐周、逐天、逐时的顺序，对 2014 年的能效情况进行诊断。

在逐周诊断中，2013 年全年的逐周总电耗的中位数为 39793kWh，取其 1% 和 10%，即 397.9kWh 和 3979.3kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表 6.2 所示，选取 2014 年 1 月 5 日至 3 月 15 日这 10 个周的诊断结果展示于图 6.1 至 6.5 中。

表 6.2 逐周诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类		模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(CV _o)	季节(CV _o)		R ²	CV(RMSE)	
总电耗 (32.2%)	制冷(27.0%)	$Y=18481.3 + 2033.6 \times \text{Days} + 15.2 \times \text{CDH20}$	0.8640	10.2%	±30%
	过渡(15.5%)	周特征平均模型 2			±30%
	采暖(25.8%)	$Y= -6667.5 + 7466.2 \times \text{Days} + 22.7 \times \text{HDH12}$	0.8281	11.1%	±30%
空调电耗 (50.1%)	制冷(39.6%)	$Y= 4916.3 + 1312.2 \times \text{Days} + 12.1 \times \text{CDH20}$	0.8128	17.5%	±30%
	过渡(34.7%)	$Y=4893+1063 \times \text{Days} -10 \times \text{CDH20}+27\text{HDH12}$	0.7032	20.4%	±40%
	采暖(36.6%)	$Y= -17767.8 + 6206.7 \times \text{Days} + 20.9 \times \text{HDH12}$	0.8271	15.8%	±30%
照明电耗 (19.9%)		周特征平均模型 1			±30%
动力电耗 (4.4%)		周特征平均模型 1			±20%
特殊电耗 (24.2%) ($\rho_{AC}=0.698$)		$Y= 59.32 + 5.45 \times \text{Days} + 0.0019 \times E_{AC}$	0.6597	13.9%	±30%

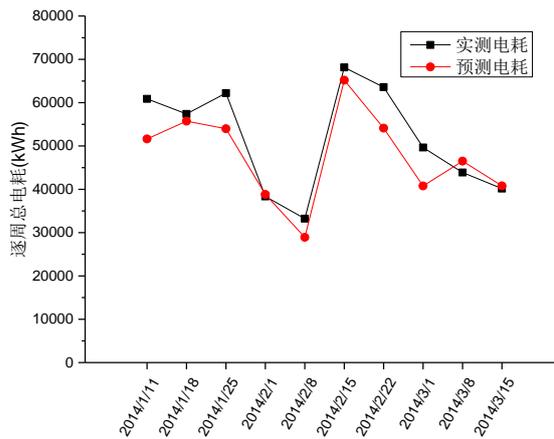


图 6.1 总电耗的逐周诊断

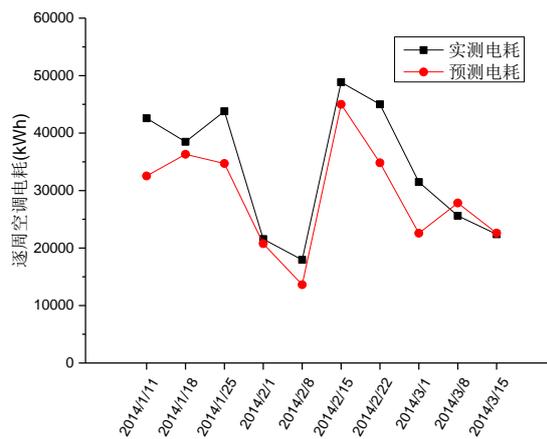


图 6.2 空调电耗的逐周诊断

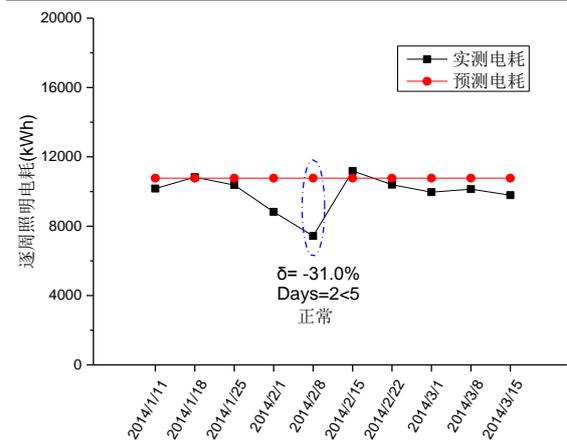


图 6.3 照明电耗的逐周诊断

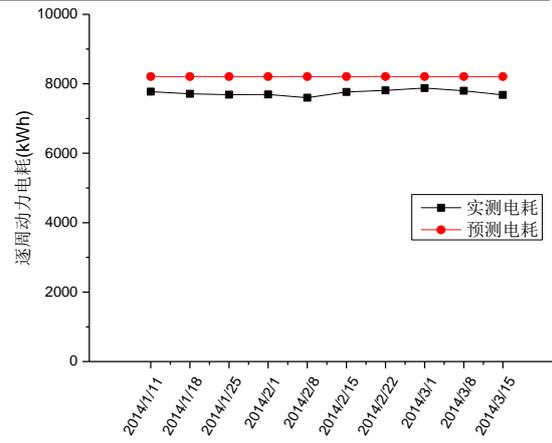


图 6.4 动力电耗的逐周诊断

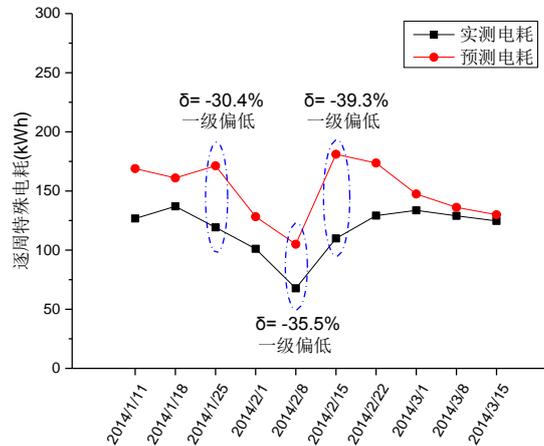


图 6.5 特殊电耗的逐周诊断

从诊断结果图中可以看出，在所选的 10 个周中，总电耗、空调电耗、照明电耗和动力电耗的用电情况均正常，其中照明电耗在第 5 周相对误差超出阈值，但其满足对选用特征平均模型时的补充诊断条件，不认为其电耗偏低。另外，发现特殊电耗在其中的 3 个周内电耗偏低，但由于偏低量较小，异常程度仅为一级。

由于逐周诊断时间跨度大、能耗存在叠加，一些异常可能存在于某天中，但却未造成逐周能耗超出诊断阈值。如第 1 周中，总电耗和空调电耗的实测值与预测值有不小的差距，但未达到逐周诊断的阈值，可以通过逐天诊断进行进一步的分析，选取 2014 年 1 月 12 日至 1 月 18 日这一周的逐天诊断结果进行展示。

在逐天诊断中，2013 年全年的逐天总电耗的中位数为 5479kWh，取其 1% 和 10%，即 54.8kWh 和 547.9kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表 6.3 所示，诊断结果如图 6.6 至 6.17 所示。

表 6.3 逐天诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类			模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(p_{ww})	公休(CV_{σ})	季节(CV_{σ})		R^2	CV(RMSE)	
总电耗 (0.677)	工作日(33.2%)	制冷(27.9%)	$Y=33139.5 - 3994.7 \times T + 173.9 \times T^2 - 2.2 \times T^3$	0.7793	13.2%	$\pm 30\%$
		过渡(18.2%)	天特征平均模型 4			$\pm 30\%$
		采暖(23.1%)	$Y=10548.6 + 977.1 \times T - 315.4 \times T^2 + 17.7 \times T^3$	0.6981	12.7%	$\pm 30\%$
	休息日(14.5%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
空调电耗 (0.630)	工作日(49.4%)	制冷(39.4%)	$Y= 25978.7 - 3363.5 \times T + 146.8 \times T^2 - 1.9 \times T^3$	0.7203	21.0%	$\pm 40\%$
		过渡(38.7%)	$Y= -6411.7 + 3039.0 \times T - 265.1 \times T^2 + 6.7 \times T^3$	0.7086	19.2%	$\pm 30\%$
		采暖(32.0%)	$Y=7409.6 + 895.1 \times T - 283.7 \times T^2 + 15.9 \times T^3$	0.7020	17.5%	$\pm 30\%$
	休息日(31.7%)	制冷(30.5%)	$Y=1915.1 - 176.2 \times T + 7.1 \times T^2 - 0.07 \times T^3$	0.7728	12.6%	$\pm 30\%$
		过渡(15.4%)	天特征平均模型 4			$\pm 30\%$
		采暖(23.5%)	$Y=1384.8 + 28.6 \times T - 14.4 \times T^2 + 0.65 \times T^3$	0.6531	14.2%	$\pm 30\%$
照明电耗 (0.817)	工作日(18.4%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
	休息日(17.8%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
室外照明 (-0.005)	(7.0%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
照插综合 (0.817)	工作日(18.5%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
	休息日(18.1%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
动力电耗 (0.113)	(4.6%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
通风机 (0.536)	工作日(4.3%)		天特征平均模型 2			$\pm 20\%$
	休息日(1.0%)		天特征平均模型 2			$\pm 20\%$
动力综合 (0.111)	(4.6%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
特殊电耗 (0.760)	工作日(24.6%)		天特征平均模型 2			$\pm 40\%$
	休息日(18.9%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$
厨房餐厅 (0.696)	工作日(38.8%)		天特征平均模型 2			$\pm 40\%$
	休息日(35.0%)		天特征平均模型 2			$\pm 40\%$
其他 (0.589)	工作日(24.0%)		天特征平均模型 2			$\pm 40\%$
	休息日(11.8%)		天特征平均模型 2			$\pm 30\%$

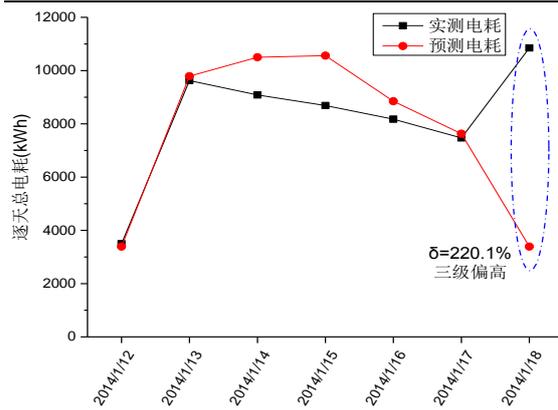


图 6.6 总电耗的逐天诊断

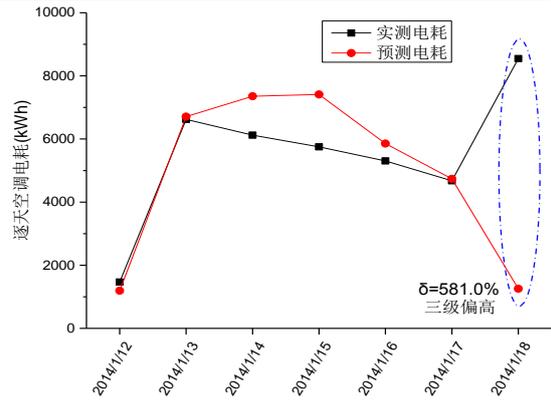


图 6.7 空调电耗的逐天诊断

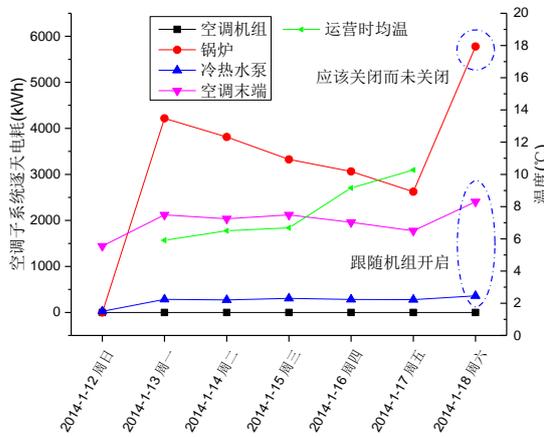


图 6.8 空调子系统电耗的逐天诊断

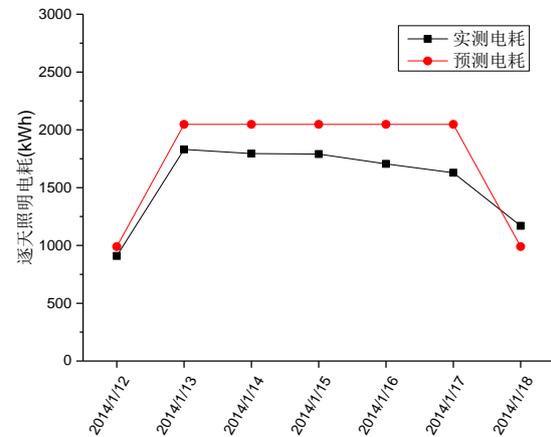


图 6.9 照明电耗的逐天诊断

图 6.6 显示，在对总电耗的逐天诊断中发现 1 月 18 日的总电耗三级偏高，结合图 6.7、图 6.9、图 6.12 和图 6.15 中四大分项的逐天诊断结果发现，空调分项的电耗在 1 月 18 日出现了三级偏高，而照明、动力和特殊分项的诊断结果均为正常，由此可以判断，当天的总电耗异常偏高是由于空调电耗偏高引起的，从而定位了用电异常的分项。

为了找出造成当天空调电耗异常的具体原因，进行空调子系统的逐天诊断，由图 6.8 所示的诊断结果可以发现，造成当天空调电耗异常的原因在于锅炉应该关闭而未关闭，同时冷热水泵和空调末端也跟随锅炉开启。

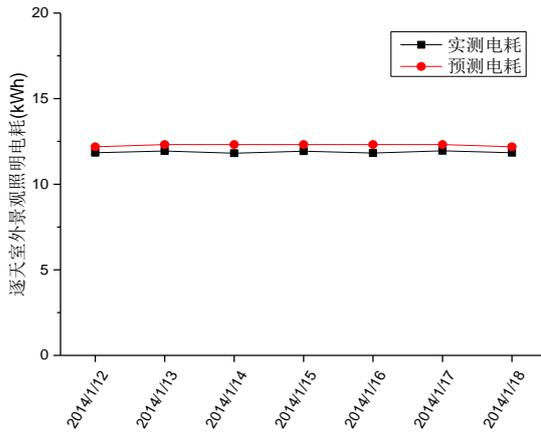


图 6.10 室外景观照明电耗的逐天诊断

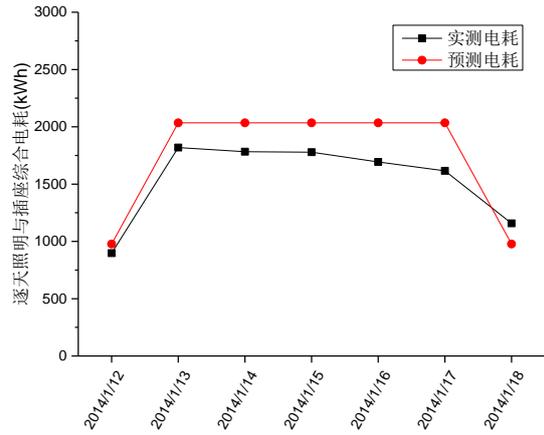


图 6.11 照明与插座综合电耗的逐天诊断

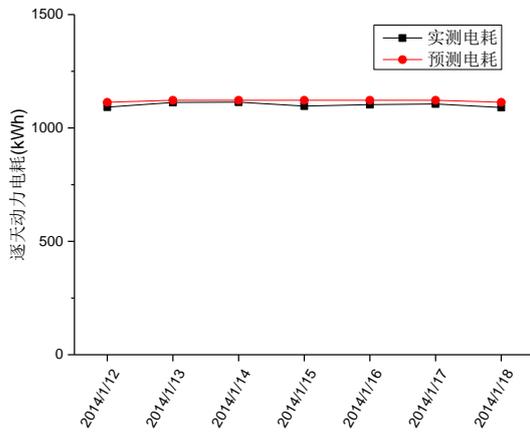


图 6.12 动力电耗的逐天诊断

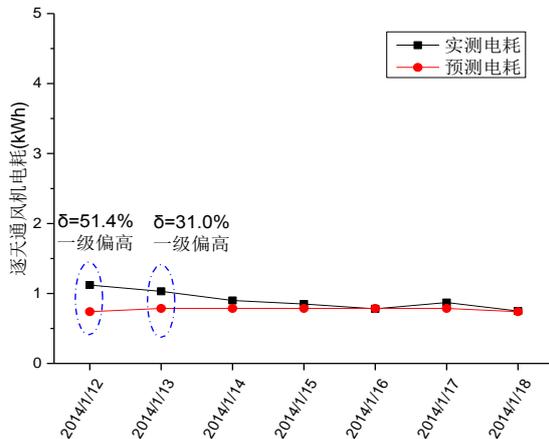


图 6.13 通风机电耗的逐天诊断

对于照明电耗，在照明分项的逐天诊断中未发现异常，对其下属的室外景观照明和照明插座综合两个子项进行逐天诊断，也未发现用能异常，如图 6.10 和 6.11 所示。

对于动力电耗，虽然在动力分项的逐天诊断中未发现异常，对其下属的通风机和动力综合两个子项进行逐天诊断，发现通风机在前两天存在偏高现象，但其本身的电耗量十分微小，偏高程度为一级，如图 6.13 所示。由于该建筑的动力电耗仅含这两个子项，通风机电耗量又十分微小，造成动力综合用电与动力分项近乎一致，故其诊断结果也相同，均为正常，如图 6.14 所示。

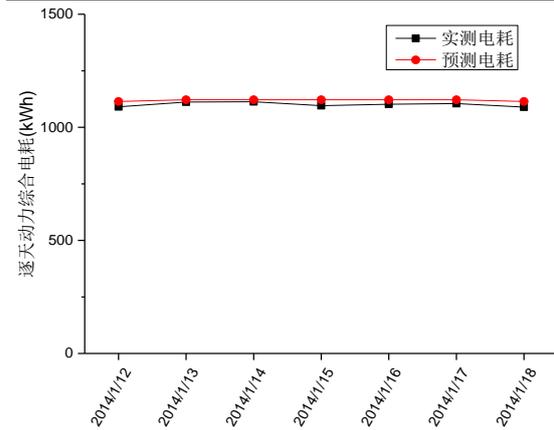


图 6.14 动力综合电耗的逐天诊断

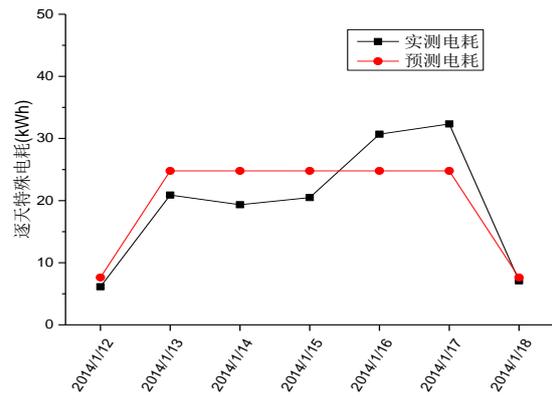


图 6.15 特殊电耗的逐天诊断

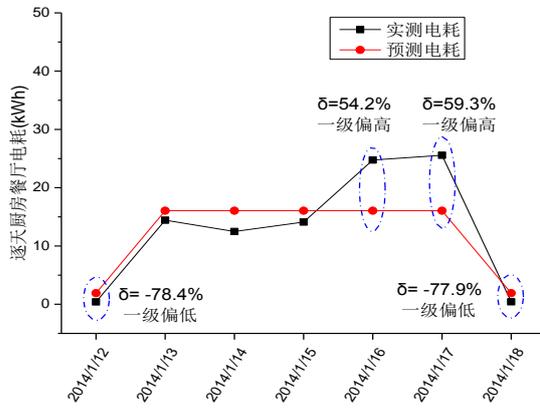


图 6.16 厨房餐厅电耗的逐天诊断

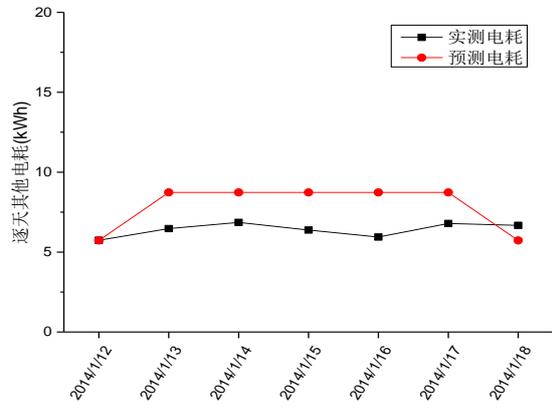


图 6.17 其他电耗的逐天诊断

对于特殊电耗，在对其分项的逐天诊断中并未发现异常，在对其所含的厨房餐厅和其他两个子项的逐天诊断中，发现厨房餐厅存在一些天的偏高和偏低现象，但异常量也较小，程度均为一级，如图 6.16 所示；其他电耗未发现异常，如图 6.17 所示。

对比逐周诊断和逐天诊断的结果发现，在逐周诊断中虽然未发现第一周的总电耗和空调电耗有异常，但对第一周的逐天诊断中发现该周中有一天锅炉应该关闭而未关闭，造成当天空调电耗偏高。可见，逐天诊断比逐周诊断更为详细，能够发现逐周诊断中忽略的一些用能异常。

针对逐天诊断中发现的异常情况，对空调子系统、通风机和厨房餐厅电耗进行逐时诊断，如图 6.18 至 6.20 所示，其中对后两者分别只选择了一天的诊断结果进行展示。

从图 6.18 中可以看出，在对空调子系统的逐时诊断中可以得到锅炉应该关闭而未关闭的具体时刻，以及冷热水泵和空调末端跟随锅炉开启的具体时刻。而在图 6.19 和 6.20 中，虽然发现一些时刻的相对误差超出阈值，但由于绝对误差均小于 10kWh，异常量太小，为了减少误报，认为该时刻的电耗正常。

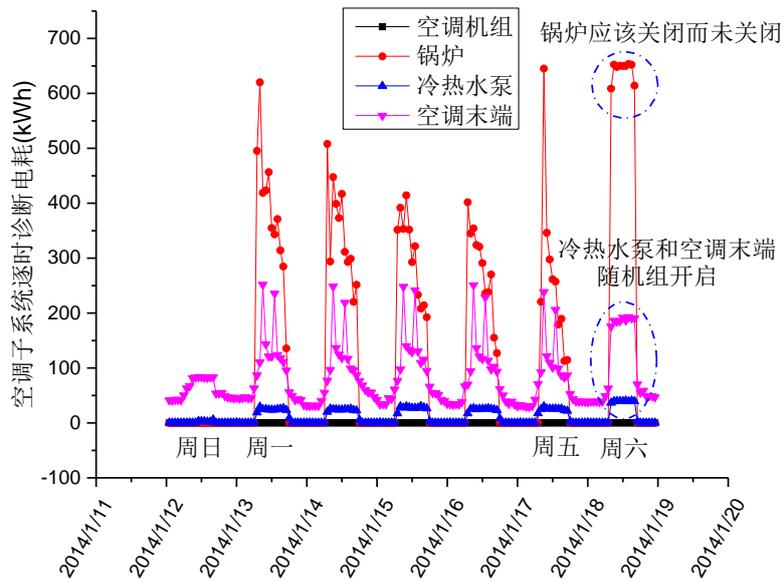


图 6.18 空调子系统的逐时诊断

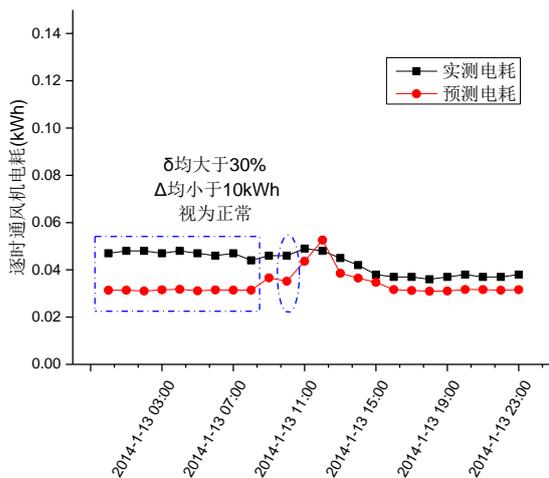


图 6.19 通风机电耗的逐时诊断

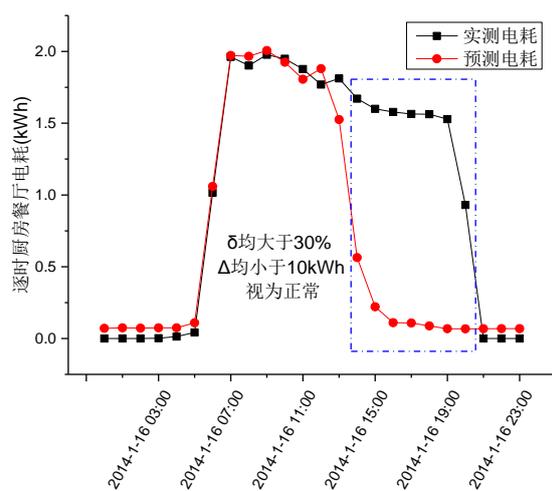


图 6.20 厨房餐厅电耗的逐时诊断

6.2 商场建筑的能效诊断验证

建筑 G 是一栋商场建筑，开始使用时间为 2012 年，建筑面积为 60287 平方米，共有 7 层。冷热源形式为电制冷冷水机组+燃油（燃气）锅炉系统，其中冷水机组有 4 台，其中 1 台输入功率 322kW，其余 3 台输入功率 681 kW；燃油（燃气）热水锅炉有 3 台，单台输入电功率 11.91kW。冷水泵共 7 台，其中 3 台输入功率 55kW，2 用 1 备，4 台输入功率 110kW，3 用 1 备。冷却水泵共 7 台，其中 3 台输入功率 45kW，2 用 1 备，4 台输入功率 90kW，3 用 1 备。空调末端形式以全空气系统为主。

由于 2013 年 5 月份前该栋建筑没有能耗数据，数据刚开始传输的前期数据质量也不佳，所以选择 2013 年 5 月 17 日至 2014 年 5 月 16 日的能耗数据作为训练数据，按照逐周、逐天、逐时的顺序，对 2014 年 5 月 17 日至 12 月 27 日的能效情况进行诊断。另外，对于逐周诊断，2013 年 5 月 17 日为周五，其所在周包含之前的几天，而这几天的数据不可用，所以，在逐周诊断中，用 2013 年 5 月 19 日至 2014 年 5 月 24 日共 53 周的数据作为训练数据，对 2014 年 5 月 25 日至 2014 年 12 月 27 日的周数据进行诊断。另外，因为该建筑的热源使用的是燃油（燃气）锅炉，而当今分项计量平台中尚无此类用能数据，所以采暖季的能耗数据反映的是不包含锅炉的能耗情况。

在逐周诊断中，训练数据的逐周总电耗的中位数为 347389.4kWh，取其 1% 和 10%，即 3473.9kWh 和 34738.9kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表 6.4 所示，选取 2014 年 9 月 28 日至 12 月 6 日这 10 个周的诊断结果展示于图 6.21 至 6.25 中。

表 6.4 逐周诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类		模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(CV _o)	季节(CV _o)		R ²	CV(RMSE)	
总电耗 (19.8%)		周特征平均模型 1			±30%
空调电耗 (53.3%)	制冷(40.9%)	$Y=61759.3+68.3 \times CDH15$	0.9631	7.9%	±25%
	过渡(11.5%)	周特征平均模型 2			±30%
	采暖(3.3%)	周特征平均模型 2			±20%
照明电耗 (2.7%)		周特征平均模型 1			±20%
动力电耗 (2.6%)		周特征平均模型 1			±20%
特殊电耗 (7.0%)		周特征平均模型 1			±20%

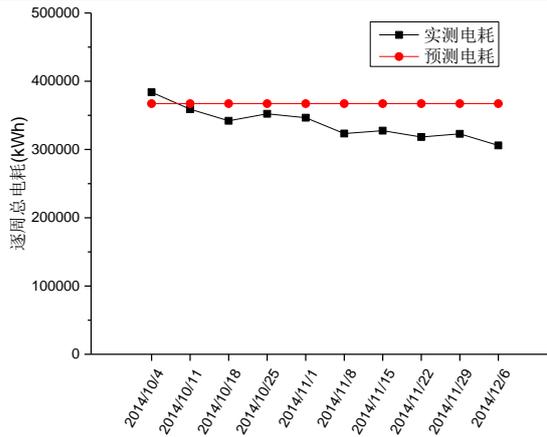


图 6.21 总电耗的逐周诊断

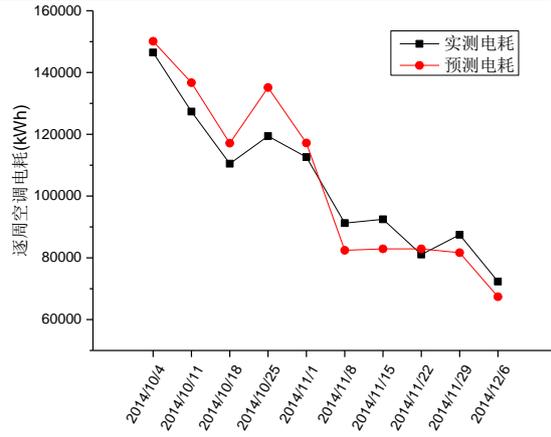


图 6.22 空调电耗的逐周诊断

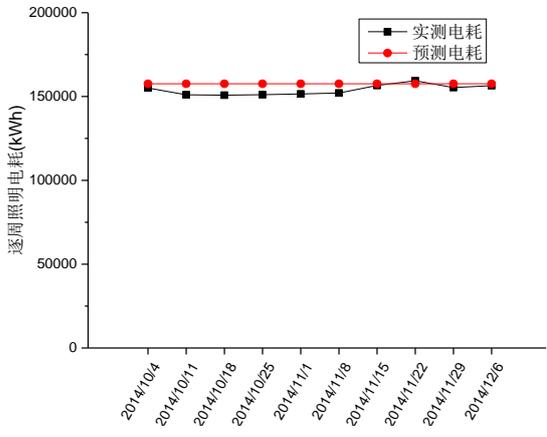


图 6.23 照明电耗的逐周诊断

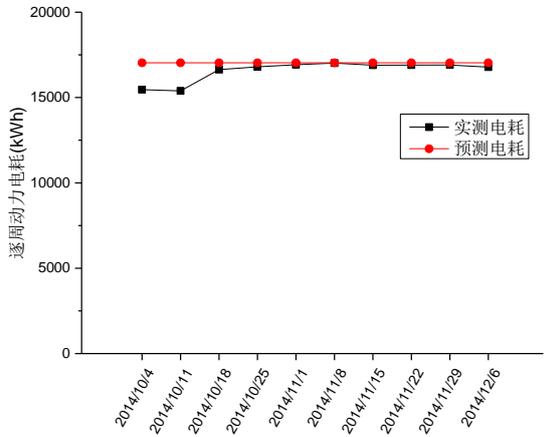


图 6.24 动力电耗的逐周诊断

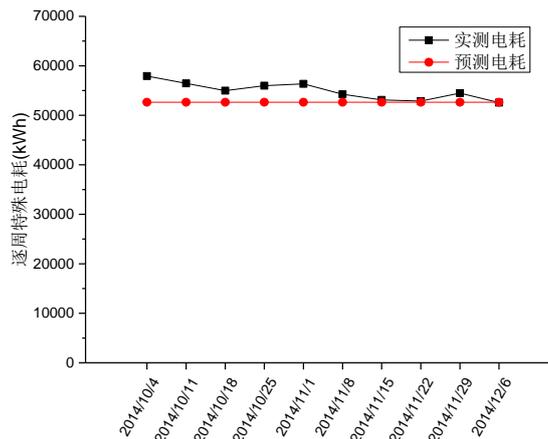


图 6.25 特殊电耗的逐周诊断

从诊断结果图中可以看出，在所选的 10 个周中，对总电耗和四大分项电耗的逐周诊断均未发现异常。

但由于逐周诊断较为宏观，可能会遗漏一些更细致层面的用电异常，可以进行逐天诊断得到以天为单位的诊断结果。选取2014年11月9日至11月15日这一周的逐天诊断结果进行展示分析。

在逐天诊断中，训练数据的逐天总电耗的中位数为47951kWh，取其1%和10%，即479.5kWh和4795.1kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表6.5所示，诊断结果如图6.26至6.42所示。

表6.5 逐天诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类			模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(ρ_{ww})	公休(CV_o)	季节(CV_o)		R^2	CV(RMSE)	
总电耗 (-0.002)	(20.2%)	制冷(17.4%)	天特征平均模型 3			$\pm 30\%$
		过渡(3.4%)	天特征平均模型 3			$\pm 20\%$
		采暖(5.1%)	天特征平均模型 3			$\pm 30\%$
空调电耗 (0.024)	(54.4%)	制冷(40.3%)	$Y=50281.6 - 6804.5 \times T + 353.2 \times T^2 - 4.81 \times T^3$	0.8860	13.7%	$\pm 30\%$
		过渡(13.2%)	天特征平均模型 3			$\pm 30\%$
		采暖(6.9%)	天特征平均模型 3			$\pm 20\%$
照明电耗 (-0.126)	(3.2%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
走廊照明 (-0.031)	(3.3%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
室外照明 (0.035)	(26.1%)		天特征平均模型 1			$\pm 40\%$
地下室照明 (-0.037)	(5.3%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
照插综合 (-0.119)	(3.3%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
动力电耗 (-0.073)	(2.8%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
电梯 (-0.075)	(3.4%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
水泵 (-0.032)	(9.6%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
通风机 (-0.020)	(5.7%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
动力综合 (-0.119)	(3.3%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
特殊电耗 (-0.109)	(7.5%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
信息中心	(3.4%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$

(-0.075)					
----------	--	--	--	--	--

续表 6.5 逐天诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类			模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(ρ_{ww})	公休(CV_{σ})	季节(CV_{σ})		R^2	CV(RMSE)	
厨房餐厅 (-0.032)	(9.6%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$
其他 (-0.020)	(5.7%)		天特征平均模型 1			$\pm 20\%$

图 6.26 显示，在对总电耗的逐天诊断中并未发现用电异常，但这并不代表下层的用能系统不存在用能异常。如图 6.27 所示的空调电耗逐天诊断结果，发现空调电耗在其中的三天里存在偏高现象。

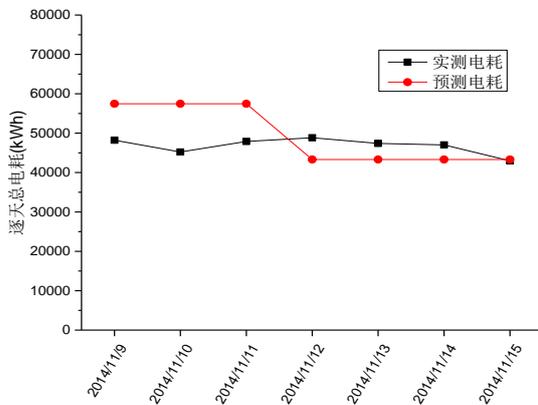


图 6.26 总电耗的逐天诊断

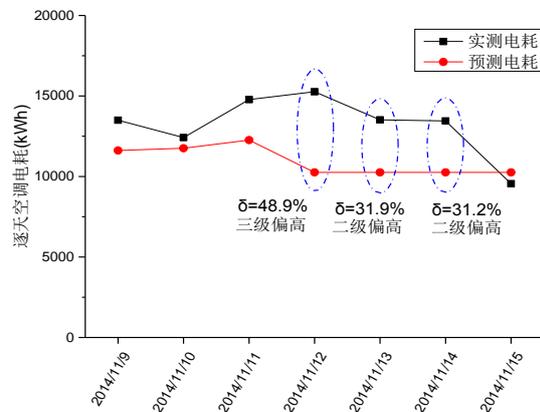


图 6.27 空调电耗的逐天诊断

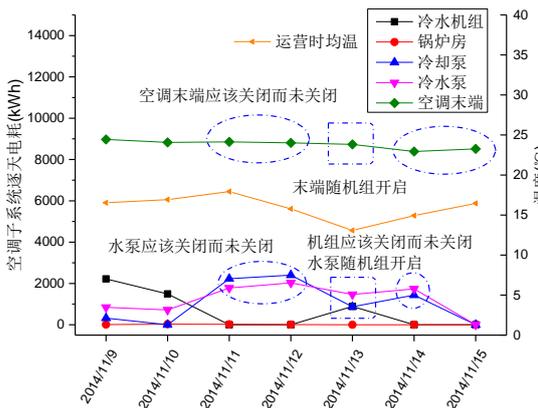


图 6.28 空调子系统电耗的逐天诊断

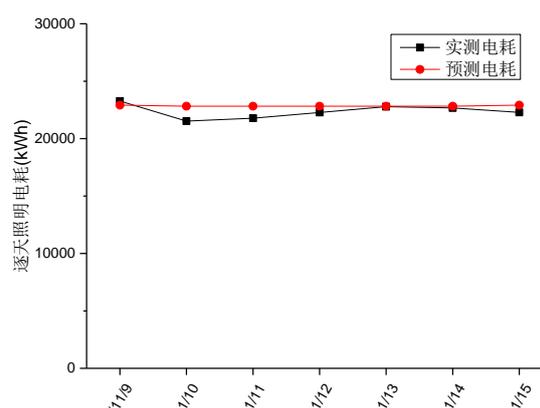


图 6.29 照明电耗的逐天诊断

通过对空调子系统的逐天诊断发现，11 月 12 日和 14 日空调电耗的偏高是

由于在机组未开启的情况下，冷却水泵、冷冻水泵和空调末端应该关闭而未关闭造成的，13 日的空调电耗偏高则是由于机组应该关闭而未关闭及水泵和末端随之开启造成的，如图 6.28 所示。同时，还发现了 11 日存在水泵和末端应该关闭而未关闭，15 日存在末端应该关闭而未关闭。

对于照明电耗，在照明分项的逐天诊断中未发现异常，如图 6.29 所示。对其下属的走廊与应急照明、室外景观照明、地下室照明和照明插座综合四个子项进行逐天诊断，也未发现用能异常，如图 6.30 至 6.33 所示。

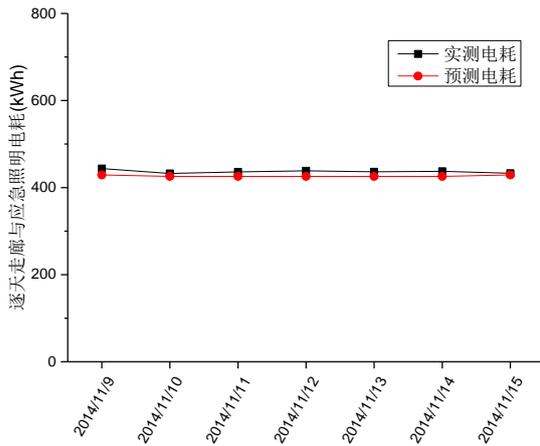


图 6.30 走廊与应急照明电耗的逐天诊断

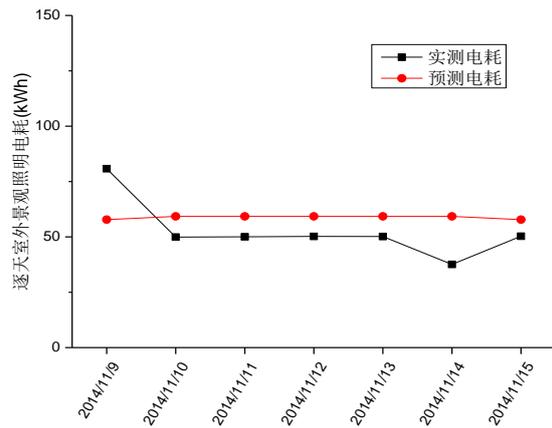


图 6.31 室外景观照明电耗的逐天诊断

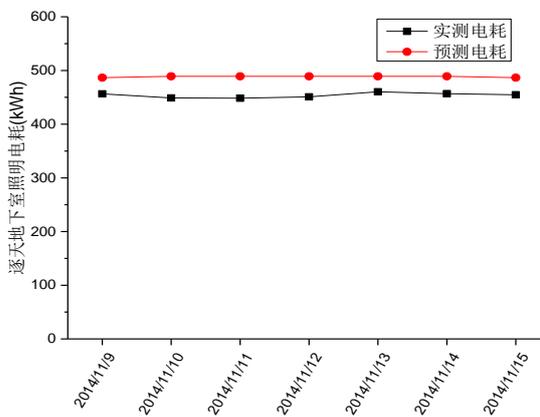


图 6.32 地下室照明电耗的逐天诊断

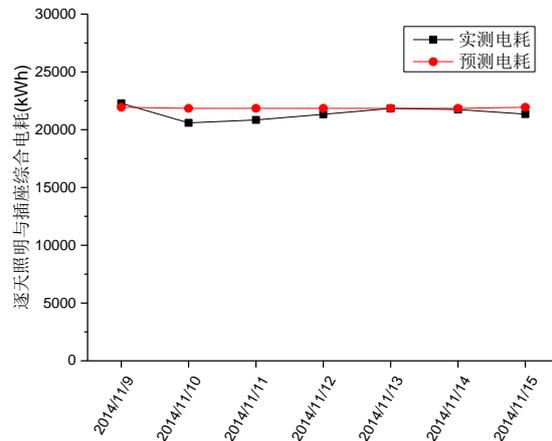


图 6.33 照明与插座综合电耗的逐天诊断

对于动力电耗，在动力分项的逐天诊断中未发现异常，如图 6.34 所示。对其下属的电梯、水泵、通风机和动力综合四个子项进行逐天诊断，发现除了电梯和通风机的用电无异常外，其余两项均存在不同程度的偏高或偏低现象，但由于异常量小，异常程度均为一级，如图 6.35 至 6.38 所示。

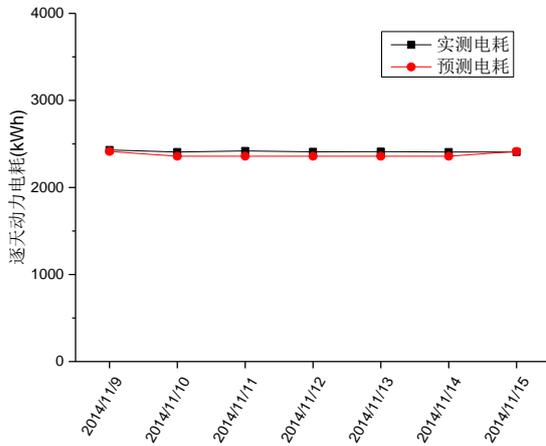


图 6.34 动力电耗的逐天诊断

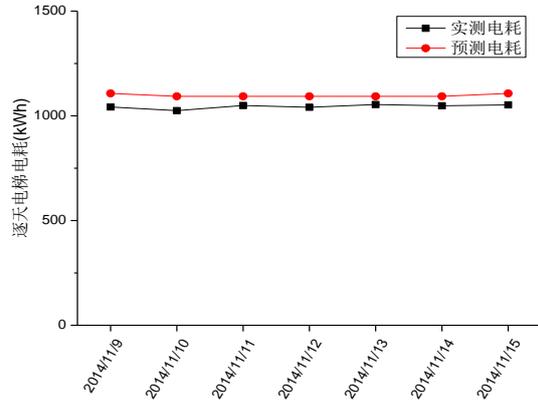


图 6.35 电梯电耗的逐天诊断

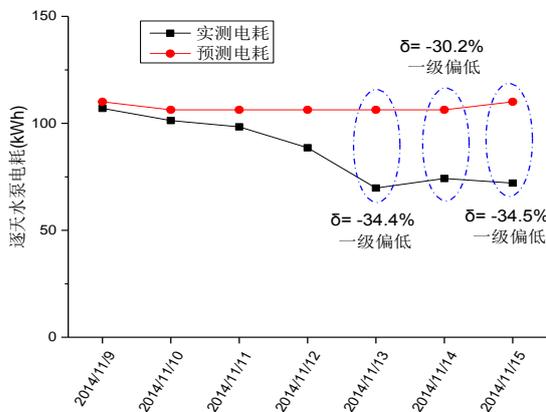


图 6.36 水泵电耗的逐天诊断

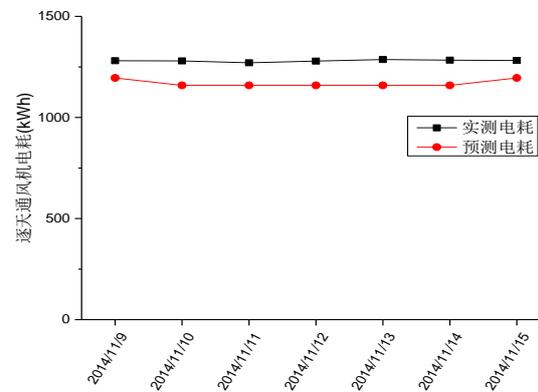


图 6.37 通风机电耗的逐天诊断

对于特殊电耗，在特殊分项的逐天诊断中未发现异常，如图 6.39 所示。对其下属的信息中心、厨房餐厅和其他三个子项进行逐天诊断，如图 6.40 至 6.42 所示，发现信息中心和其他两个子项的用电无异常，但厨房餐厅在 7 天内均存在一级偏高，应当引起重视。

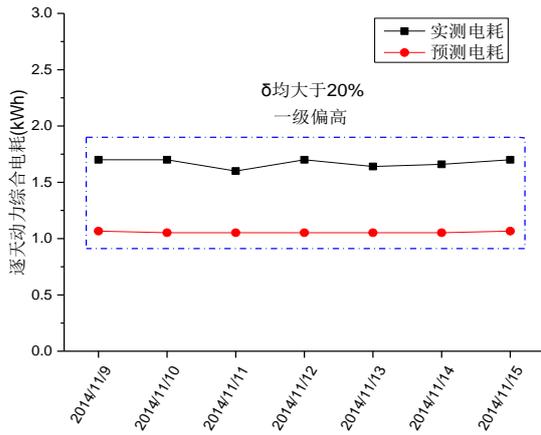


图 6.38 动力综合电耗的逐天诊断

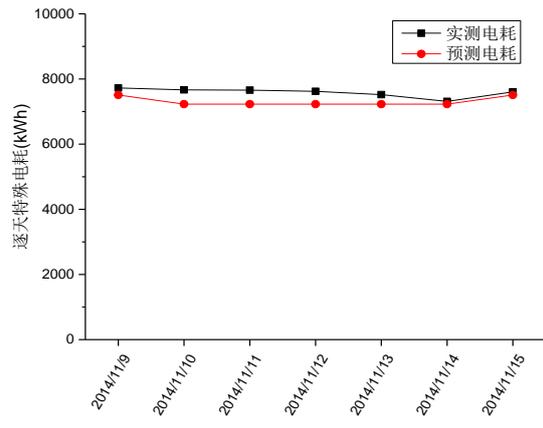


图 6.39 特殊电耗的逐天诊断

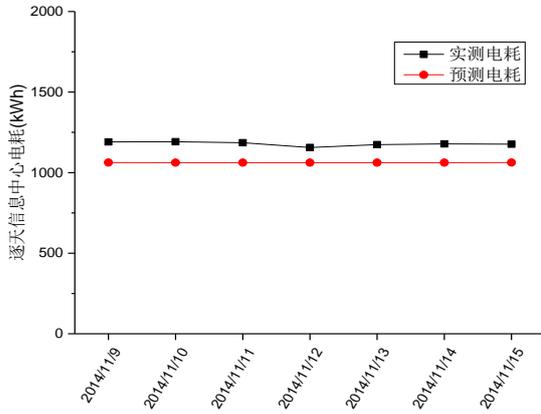


图 6.40 信息中心电耗的逐天诊断

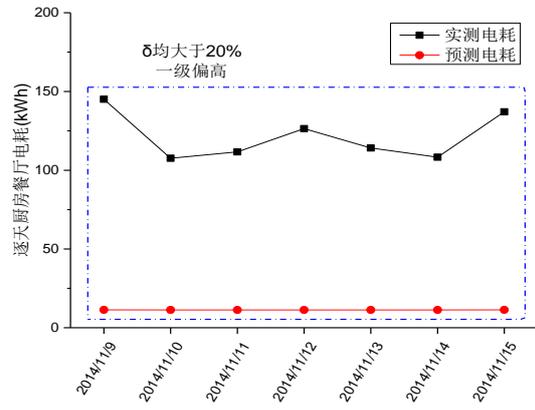


图 6.41 厨房餐厅电耗的逐天诊断

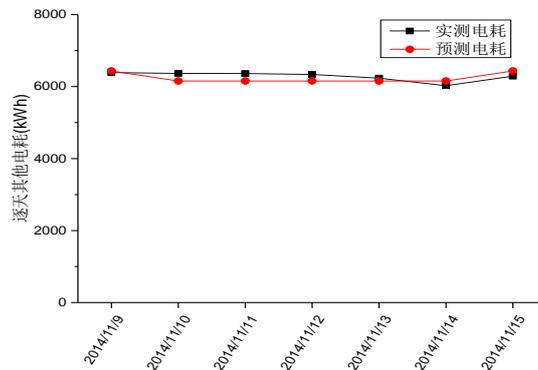


图 6.42 其他电耗的逐天诊断

针对逐天诊断中发现的异常情况进行逐时诊断，选取空调子系统、水泵和厨房餐厅的诊断结果展示于图 6.43 至 6.45，其中对后两者分别只选择了一天的诊断结果进行展示。

从图 6.43 中可以看出，在对空调子系统的逐时诊断中可以得到空调末端和水泵应该关闭而未关闭的具体时刻。而方框中冷机开启时刻的温度恰好处于 15℃，在逐时诊断中得出其效率低下，水泵和末端则在其余时刻里应该关闭而未关闭。

在图 6.44 和 6.45 中，对于相对误差超出阈值且绝对误差超过 10kWh 的时刻，得到了该小时用电异常的诊断结果。

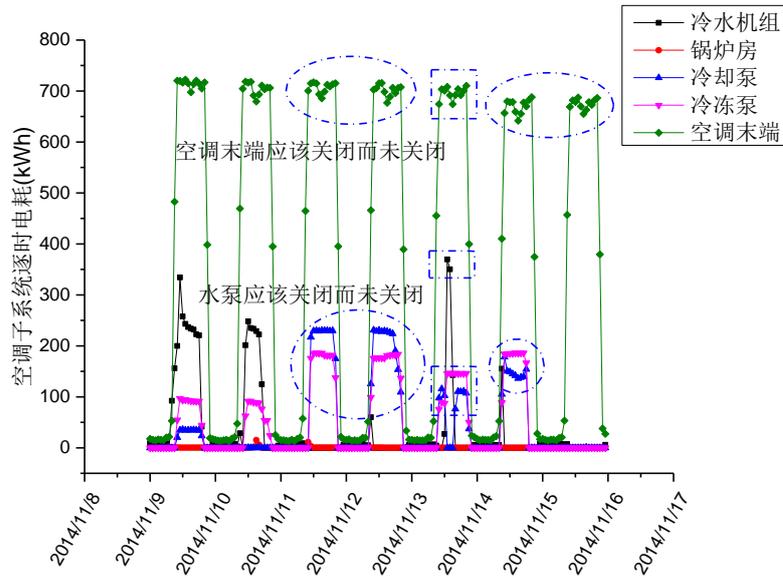


图 6.43 空调子系统的逐时诊断

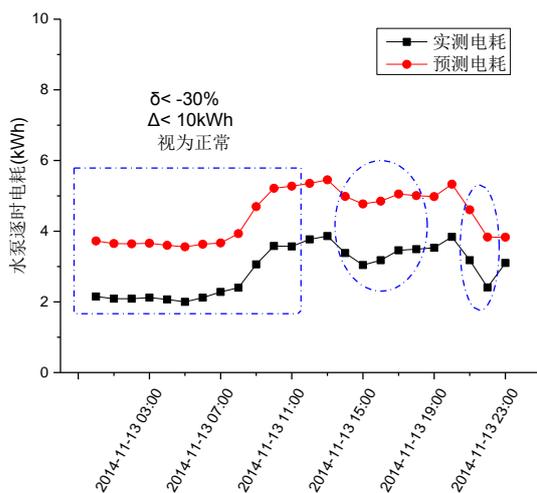


图 6.44 水泵电耗的逐时诊断

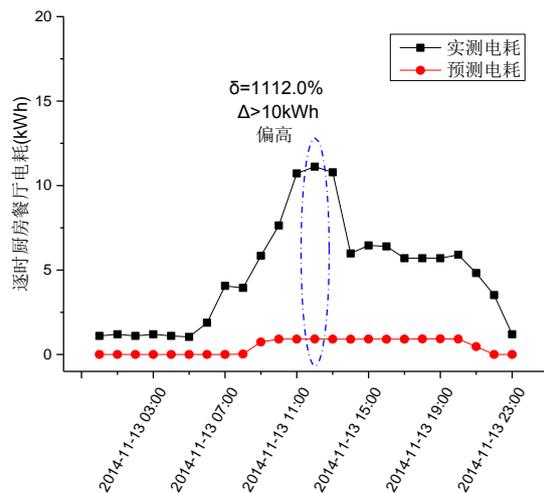


图 6.45 厨房餐厅电耗的逐时诊断

6.3 综合建筑的能效诊断验证

建筑 J 是一栋综合建筑，开始使用时间为 2005 年，建筑面积为 24935 平方米，有地下室 2 层和地上主楼 19 层。冷热源形式为风冷热泵系统，共有 5 台风冷热泵机组，每台制冷输入功率 213kW。冷热水泵共 7 台，每台输入功率 22kW，冷却水泵共 3 台，每台功率 11kW。空调末端形式以风机盘管+新风系统为主。

选取该建筑 2013 年 1 月 1 日至 2013 年 12 月 31 日的历史电耗数据作为训练数据，按照逐周、逐天、逐时的顺序，对 2014 年的能效情况进行诊断。其中，由于缺少 2013 年特殊与其他电耗分项的数据，故未对此项进行诊断。

在逐周诊断中，2013 年全年的逐周总电耗的中位数为 48312.3kWh，取其 1% 和 10%，即 483.1kWh 和 4831.2kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表 6.6 所示，选取 2014 年 5 月 25 日至 8 月 2 日这 10 个周的诊断结果展示于图 6.46 至 6.49 中。

表 6.6 逐周诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类		模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(CV _o)	季节(CV _o)		R ²	CV(RMSE)	
总电耗 (30.0%)	制冷(26.9%)	$Y=13811.4 + 4892.5 \times \text{Days} + 20.4 \times \text{CDH}20$	0.9892	2.9%	±20%
	过渡(11.0%)	周特征平均模型 2			±30%
	采暖(12.3%)	周特征平均模型 2			±30%
空调电耗 (79.9%)	制冷(55.9%)	$Y= -6208.4 + 1949.1 \times \text{Days} + 18.0 \times \text{CDH}20$	0.9872	6.5%	±25%
	过渡(55.0%)	上下限模型 (-1515.3, 9451.34)			
	采暖(43.3%)	$Y= -9303.8 + 2435.1 \times \text{Days} + 13.6 \times \text{HDH}12$	0.8181	19.2%	±30%
照明电耗 (11.6%)		周特征平均模型 1			±30%
动力电耗 (15.6%)		周特征平均模型 1			±30%

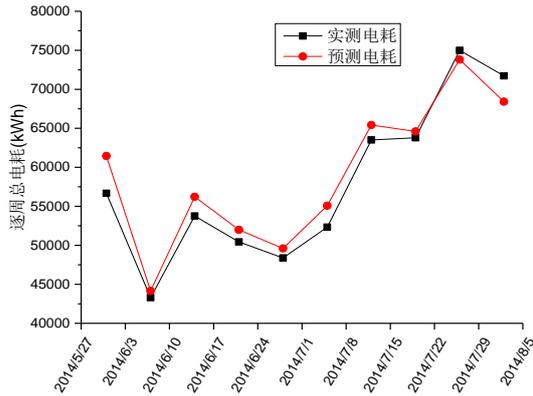


图 6.46 总电耗的逐周诊断

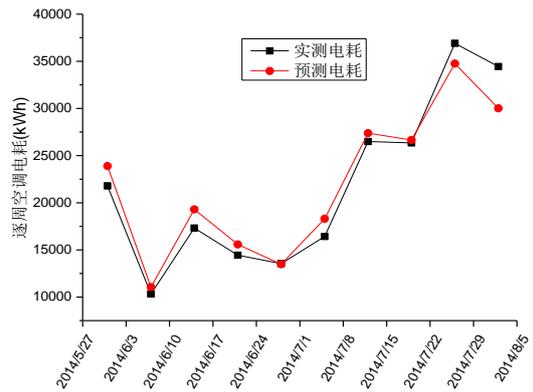


图 6.47 空调电耗的逐周诊断

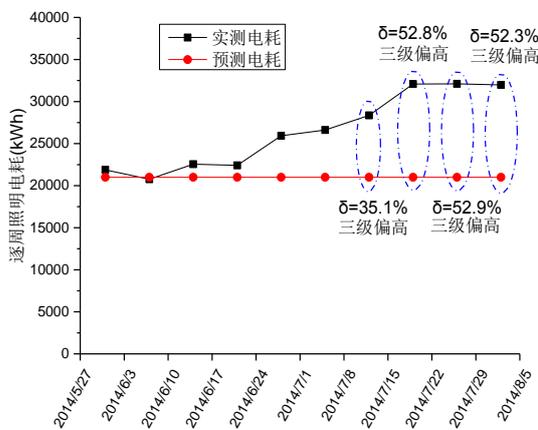


图 6.48 照明电耗的逐周诊断

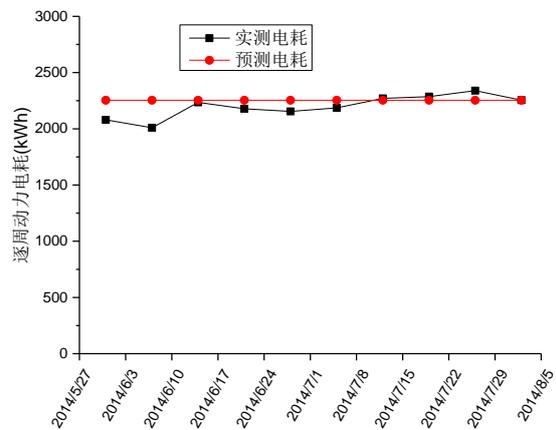


图 6.49 动力电耗的逐周诊断

从图 6.46 至 6.49 中可以看出，在所选的 10 个周中，总电耗、空调电耗和动力电耗的用电情况均正常，而照明电耗在后 4 个周中出现了三级偏高的情况。另外，虽然在对照明电耗进行诊断中发现其在后 4 个周存在电耗异常，但在对总电耗的诊断中却未发现用电异常，这是因为相比于对四大分项的诊断，对总电耗的诊断属于上层诊断，更为宏观，且总电耗的数值可能受到所含分项电耗叠加的影响，导致其诊断的结果也相对粗略，只能反映总体用电的概况。

针对逐周诊断中发现的用电异常，进行逐天诊断，选取 2014 年 7 月 27 日至 8 月 2 日这一周的逐天诊断结果进行展示。

在逐天诊断中，2013 年全年的逐天总电耗的中位数为 6650kWh，取其 1% 和 10%，即 66.5kWh 和 665.0kWh，作为低限绝对阈值和高限绝对阈值。模型形式和诊断阈值如表 6.7 所示，诊断结果如图 6.50 至 6.59 所示。

表 6.7 逐天诊断的模型形式和诊断阈值

数据分类			模型形式	模型精度		诊断 阈值
全年(ρ_{ww})	公休(CV_{σ})	季节(CV_{σ})		R^2	CV(RMSE)	
总电耗 (0.691)	工作日(24.4%)	制冷(22.3%)	$Y = -9704.7 + 946.8 \times T - 6.7 \times T^2 - 0.03 \times T^3$	0.9109	6.7%	±25%
		过渡(8.0%)	天特征平均模型 4			±20%
		采暖(12.9%)	天特征平均模型 4			±30%
	休息日(27.9%)	制冷(23.2%)	$Y = 12744.6 - 1249.1 \times T + 50.4 \times T^2 - 0.56 \times T^3$	0.8561	9.0%	±25%
		过渡(5.6%)	天特征平均模型 4			±20%
		采暖(25.9%)	$Y = 3588.7 + 1065.9 \times T - 125.4 \times T^2 + 2.24 \times T^3$	0.6834	15.2%	±30%
空调电耗 (0.457)	工作日(73.0%)	制冷(52.9%)	$Y = -8745.2 + 405.8 \times T + 5.9 \times T^2 - 0.11 \times T^3$	0.9232	14.8%	±30%
		过渡(67.8%)	上下限模型 (-766.5, 1999.4)			
		采暖(44.0%)	$Y = 4839.0 - 93.7 \times T - 68.3 \times T^2 + 4.53 \times T^3$	0.7080	24.1%	±40%
	休息日(70.6%)	制冷(66.5%)	$Y = -5155.6 + 618.9 \times T - 26.6 \times T^2 + 0.46 \times T^3$	0.8879	23.1%	±40%
		过渡(63.4%)	上下限模型 (-121.7, 511.2)			
		采暖(43.2%)	$Y = 1343.6 - 173.5 \times T + 26.5 \times T^2 - 1.73 \times T^3$	0.6877	24.8%	±40%
照明电耗 (0.939)	工作日(6.4%)		天特征平均模型 2			±20%
	休息日(8.0%)		天特征平均模型 2			±20%
公共照明 (0.922)	工作日(6.4%)		天特征平均模型 2			±20%
	休息日(12.4%)		天特征平均模型 2			±30%
走廊照明 (0.337)	(4.3%)		天特征平均模型 1			±20%
室外照明 (0.004)	(26.7%)		天特征平均模型 1			±40%
照插综合 (0.963)	工作日(6.4%)		天特征平均模型 2			±20%
	休息日(15.0%)		天特征平均模型 2			±30%
动力电耗 (0.796)	工作日(8.5%)		天特征平均模型 2			±20%
	休息日(19.2%)		天特征平均模型 2			±30%
电梯 (0.986)	工作日(2.4%)		天特征平均模型 2			±20%
	休息日(18.1%)		天特征平均模型 2			±30%
动力综合 (0.457)	工作日(13.6%)		天特征平均模型 2			±30%
	休息日(24.9%)		上下限模型 (60.3, 283.9)			

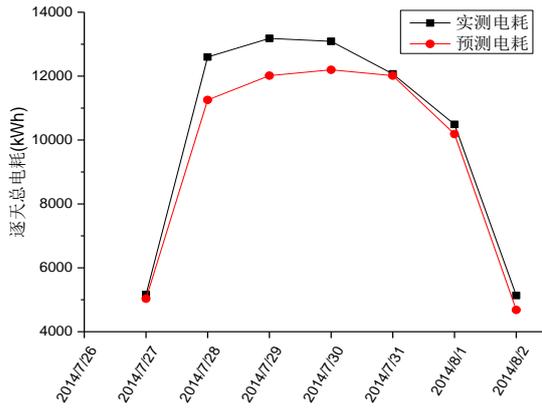


图 6.50 总电耗的逐天诊断

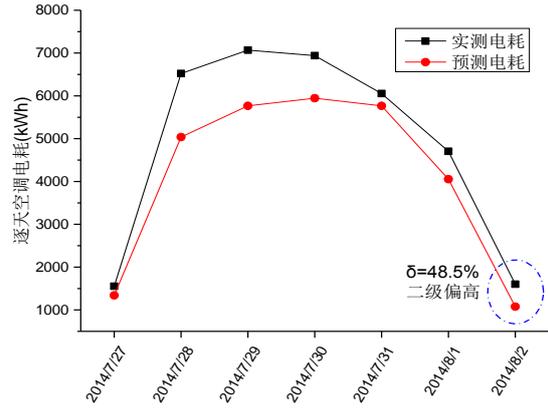


图 6.51 空调电耗的逐天诊断

图 6.50 显示，在对总电耗的逐天诊断中未发现用电异常；图 6.51 显示，在对空调电耗的逐天诊断中发现 8 月 2 日的空调电耗二级偏高。

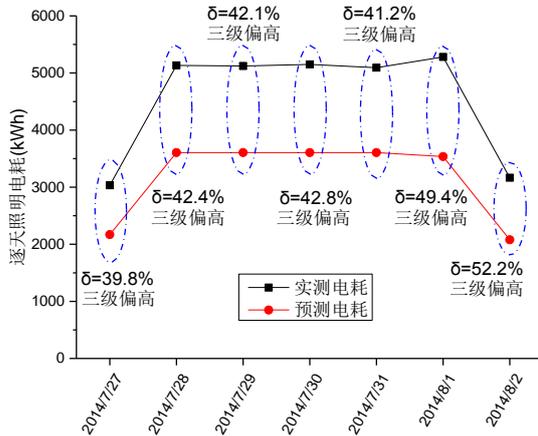


图 6.52 照明电耗的逐天诊断

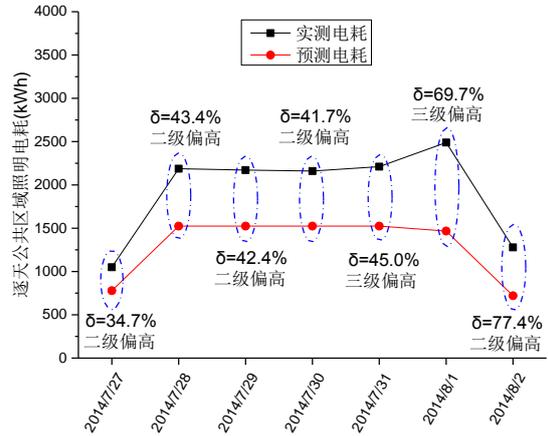


图 6.53 公共区域照明电耗的逐天诊断

对于照明电耗，图 6.52 至 6.56 显示，这 7 天中的照明电耗均存在三级偏高，主要原因在于公共区域照明和照明插座综合在这 7 天中电耗均偏高，另外走廊与应急照明和室外景观照明在其中的很多天里也存在偏高情况。对于与历史电耗特点差距如此之大的情况，可能是由于建筑运行特点变化或电路改造所致，应当结合现场具体分析原因。

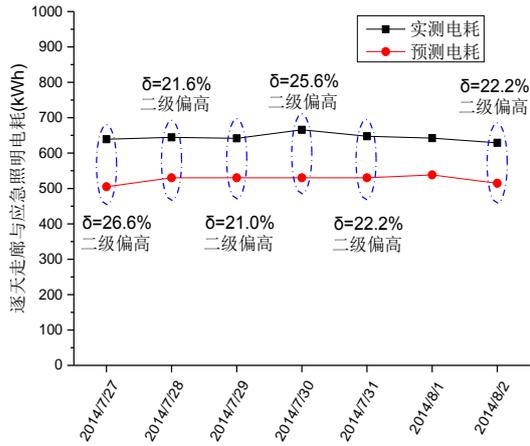


图 6.54 走廊与应急照明电耗的逐天诊断

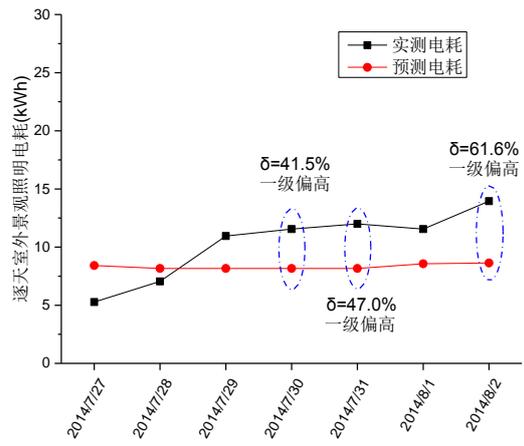


图 6.55 室外景观照明电耗的逐天诊断

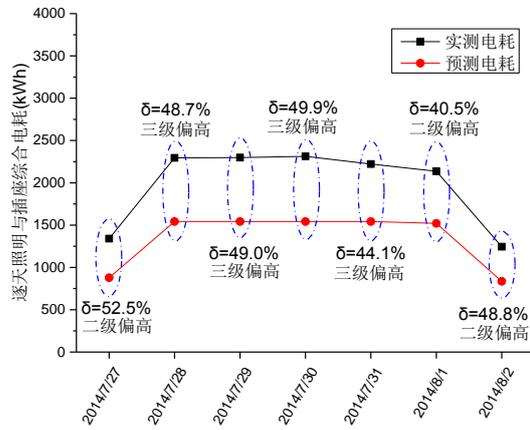


图 6.56 照明与插座综合电耗的逐天诊断

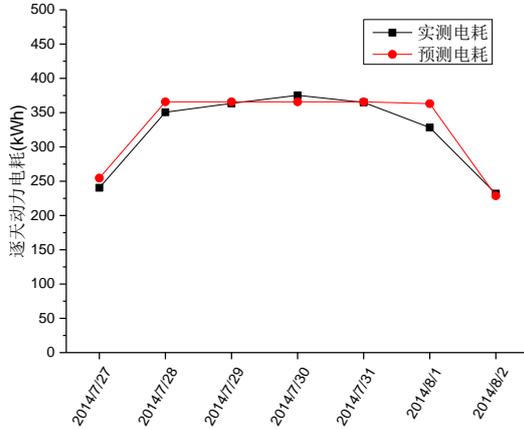


图 6.57 动力电耗的逐天诊断

对于动力电耗，图 6.57 至 6.59 显示，在对动力电耗及其子项的逐天诊断中未发现用电异常。其中，对动力综合的诊断中，对休息日的诊断使用的是上下限模型，所得合理范围较广，可能会造成一些异常用电被遗漏的情况。

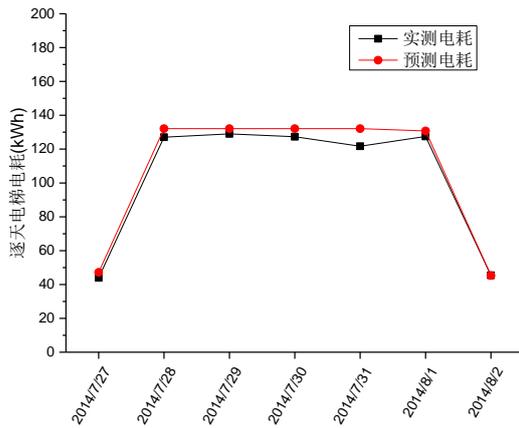


图 6.58 电梯电耗的逐天诊断

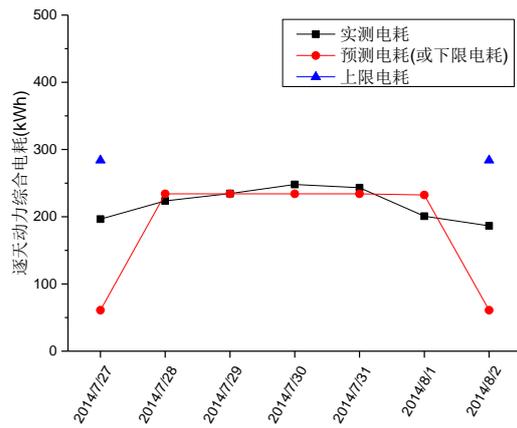


图 6.59 动力综合电耗的逐天诊断

联合逐周诊断和逐天诊断的结果可以发现，针对逐周诊断中发现的 2014 年 7 月 27 日至 8 月 2 日这一周的照明电耗三级偏高，在逐天诊断中定位了存在电耗偏高的照明用电子项和具体日期；而在对空调电耗的逐天诊断中，发现了某一天的空调电耗二级偏高，由于未对周电耗产生较大影响，在逐周诊断中并未发现此现象。

针对逐天诊断中发现的 8 月 2 日空调电耗二级偏高现象（图 6.51 所示），采用基于规则判断的空调能效诊断算法对空调子系统电耗进行逐天和逐时诊断，由于冷热水泵电耗数据异常的原因，仅对风冷热泵电耗进行诊断，结果如表 6.8 和 6.9 所示。

表 6.8 风冷热泵的逐天诊断结果

日期	星期	运营时均温(°C)	实测电耗(kWh)	COP	诊断结果
2014/8/2	周六	27.7	1367.8	2.43	风冷热泵效率稍低，尚可接受

表 6.9 风冷热泵的逐时诊断结果

时刻	逐时温度(°C)	实测电耗(kWh)	COP	诊断结果
2014/8/2 0:00	26.5	1.9		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 1:00	25	3.8		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 2:00	25	3		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 3:00	25	3		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 4:00	25	2.1		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 5:00	25	2.1		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 6:00	25	5.1		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 7:00	25	39.9		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 8:00	26	117.2	2.36	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 9:00	27	117	2.37	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 10:00	26	115.7	2.39	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 11:00	26	113	2.45	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 12:00	26	107.1	2.58	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 13:00	28	59		风冷热泵应该开启而未开启
2014/8/2 14:00	27	64	4.32	风冷热泵正常运行
2014/8/2 15:00	30	64.1	6.05	风冷热泵供冷不足
2014/8/2 16:00	29	64	5.19	风冷热泵正常运行
2014/8/2 17:00	29	119.9	2.77	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 18:00	29	127	2.62	风冷热泵效率稍低, 尚可接受
2014/8/2 19:00	29	117	2.84	风冷热泵正常运行
2014/8/2 20:00	28	64.9	5.12	风冷热泵正常运行
2014/8/2 21:00	27	50		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 22:00	27	5.2		风冷热泵待机或未开启
2014/8/2 23:00	26	1.8		风冷热泵待机或未开启

从表 6.8 和 6.9 可知, 8 月 2 日的空调电耗偏高的原因可能是风冷热泵的效率稍低, 并且发现了机组效率稍低出现的具体时刻。

另外, 对于空调外分项的子项, 进行逐时诊断, 选取 8 月 2 日的公共区域照明和动力综合两个子项的逐时诊断结果, 展示于图 6.60 至 6.61 中。在图 6.60 中, 通过对 8 月 2 日的公共区域照明电耗进行逐时诊断, 发现其在当天 24 个小时内均偏高, 印证了该子项在逐天诊断中的结果 (图 6.53), 并找到了电耗偏高发生的具体时刻。而图 6.61 显示动力综合电耗在逐时诊断中未发现异常用电, 其中

9:00 时刻的相对误差虽然偏出相对阈值, 但绝对误差低于绝对阈值, 故并未视作异常。

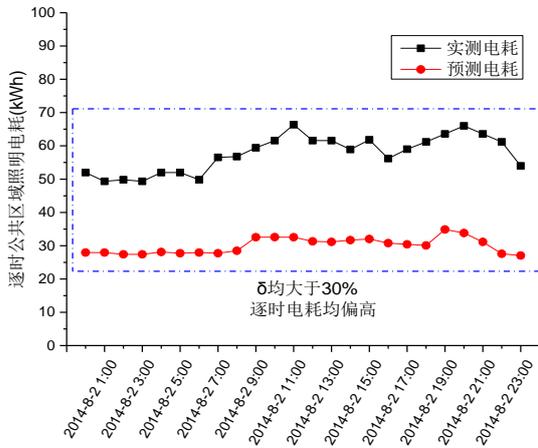


图 6.60 公共区域照明电耗的逐时诊断

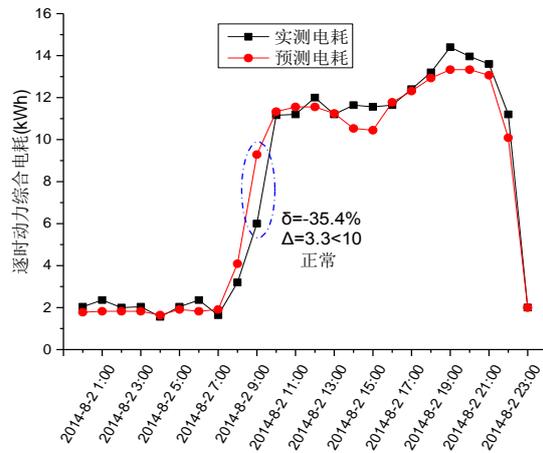


图 6.61 动力综合电耗的逐时诊断

6.4 本章小结

本章针对本文建立的基于分项计量的建筑能效诊断算法, 选取办公、商场和综合建筑各一栋, 作为三类建筑的代表, 使用其实际测量数据进行了诊断算法的验证, 并得到相应的诊断结果。

首先, 选取一年的历史数据作为训练数据, 用来选择并训练能耗预测模型。然后按照基于能耗预测模型算法的步骤, 按照逐周、逐天和逐时依次对实测的各项电耗数据进行诊断, 对于无法构建模型的空调子系统, 采用基于规则判断的算法进行能效诊断。最后, 列举了一些代表性的诊断结果, 其结果证明该诊断算法能够通过对能耗数据的分析, 发现建筑运行中的能效问题。

另外, 诊断过程中还发现了上下层诊断不衔接的问题。如在逐周诊断中未发现用能异常, 而在逐天诊断中则找到了用能异常的用电项, 这是由于上下层诊断的精度不同造成的。还有一些是因为数据恰好处在诊断判断值的临界处, 如逐天中使用运营时间段平均温度得到制冷机组存在应该关闭而未关闭的现象, 但在逐时诊断时发现有些时刻恰好处于允许开启冷机的临界温度, 因此不能得出机组应该关闭而未关闭的具体时刻。所以, 在逐级使用诊断结果时, 应当了解其中不衔接的原因, 以免引起误操作。

第7章 总结与展望

7.1 总结

本文通过调研分析国内外关于分项计量和建筑能效诊断的研究,结合实际分项计量数据采集系统的现状,针对基于分项计量的大型公建能效诊断算法进行了相关研究工作,具体内容包括:

1) 分析实际分项计量系统的现状,包括能耗数据的分类模型和采集深度、建筑基本信息的调研深度,并总结现有系统在数据采集方面存在的问题。发现当前的计量系统对能耗数据的采集仍以单一的电耗量数据为主,缺少水耗量、燃气量及冷热量等数据;在采集精度上,还存在计量不完整、分项不清晰、调研不深入、数据质量低等影响数据正常使用的问题。在建筑基本信息方面,由于调研的深度不足,造成了很多重要信息的缺失或不准确,如空调系统形式、空调面积等。通过总结实际计量系统在数据采集中的问题,了解数据的可靠性和准确性,能够为接下来的数据使用奠定基础。

2) 针对办公、商场和综合三种类型的建筑,以现有分项计量系统采集到的历史数据为基础,根据各分项的用能特点,选用回归和特征平均的方法构建逐周、逐天和逐时三个层次的能耗预测模型,以便在诊断算法中获得基准能耗。在回归模型中,按照能耗特点对能耗数据进行划分,将具有相同特点的数据归为一类并以此得到该特点下的回归预测模型,在周模型中以季节作为划分标准,在天模型中以季节、工作性质作为划分标准,并给定了其模型形式、精度要求和剔除异常数据的方法。在特征平均模型中,按照特征因素划分能耗数据,并用相同特征因素下的数据求得均值作为该因素下的基准能耗,在周模型中以季节作为特征因素,天模型中考虑季节、月份和工作性质,时模型中考虑月份、工作性质和时刻。

3) 根据所建立的各层次能耗预测模型,构建基于能耗预测模型的能效诊断算法,包括根据用能特点自动选择预测模型、诊断流程和结果输出,按诊断时间分为逐周、逐天和逐时三个层次,明确了每个诊断层次对应的数据深度。算法中根据数据特点、模型精度和诊断层次设定诊断阈值,根据实测值与基准值的相对误差和绝对误差的大小划分用能异常的等级,分为正常、一~三级偏高和一~三级偏低,除了输出偏高和偏低的警报以外,对空调项在非高温下偏低的情况给出偏低的提醒,告知管理者此时应注意用户的信息反馈。值得注意的,该算法用来获得基准值的预测模型来自于历史数据,所以基准值反映的是在建筑历史运行状态

下的能耗特点。

4) 基于能耗预测模型的能效诊断中未包含空调子系统用电, 针对此用电, 为了在现有计量平台上实现对其能效的逐天和逐时诊断, 建立了适用于办公、商场和综合建筑的冷热量估算方法, 并结合能效指标给出了冷热源、输配水泵和空调末端的诊断流程, 从而构成了基于规则判断的空调能效诊断算法。该算法中按照建筑类型给出了风冷热泵、冷水机组、锅炉、冷水泵、冷却水泵、热水泵、冷热水泵和空调末端的逐天和逐时诊断流程, 能够对其启停状态、运行效率和启停时间进行诊断, 并得到反映当时子系统状态的诊断结果, 如待机或未开启、应该关闭而未关闭、效率低下、正常运行、提前开机、跟随机组开机等等。

5) 根据所建立的基于分项计量的能效诊断算法, 选取办公、商场和综合建筑各一栋, 运用实际采集到的能耗数据进行诊断, 用为期一年的历史数据训练模型, 运用之后的实测数据进行诊断, 并列举具有代表性的诊断结果, 用来验证诊断算法。诊断结果显示, 针对算法中考虑的不合理用能现象, 在运用实际数据的诊断中得到了印证, 证明该诊断算法能够发现公共建筑运行过程中存在的能效问题, 从而可以给予建筑维护管理人员相应的指导。

7.2 展望

由于时间和精力有限, 本文还存在很多不足和可补充之处:

1) 本文所建立的能效诊断算法, 仅适用于办公、商场和综合三种类型的建筑, 且综合建筑是以办公为主、商场为辅的建筑, 对于功能更加多样的综合建筑以及宾馆饭店、医疗卫生建筑等其他类型的公共建筑尚未进行相关研究。另外, 算法的诊断深度仅至分项用电的一级和二级子项, 对下一层级的用电支路和设备并未涉及, 这都是将来可以补充扩展的方面;

2) 本文所构建的能耗预测模型, 是对各分项电耗的特点进行简单归纳整理后, 结合现有的可用数据所建立的, 所以精度有限, 造成基于能耗预测模型的诊断算法在诊断阈值的选择上也较为宽泛。若对各分项电耗的特点详加分析并辅以更多的信息参数, 可以在模型建立方法上有更多的选择, 并通过改进和优化模型形式, 提高模型的预测精度, 进而提高诊断精度;

3) 本文所建立的基于规则判断的空调能效诊断算法, 为了能够用于现有计量平台, 建立了一个简单的冷热量估算方法, 但该方法所得的冷热量数值较为粗略, 在能效限值和诊断阈值的选取上也只得相应的放宽标准。若能获得真实的冷热量数据, 可改进该诊断算法, 提高诊断精度;

4) 本文所建立的能效诊断算法, 在一些细节上还有很多考虑不周的情况:

如诊断阈值的设定主要是根据实际数据的试错得到，在工程中使用还需要根据不同的要求进行改进；上下层的诊断结果可能在数据值靠近诊断基准值时发生不衔接的情况；未考虑新风供冷、冷热源机组间歇开启等运行策略；未考虑建筑发生业态变化或改造情形下的诊断，等等。针对这些更为细致的层面，可以在现有的诊断算法框架中进行补充完善。

致谢

两年半的硕士生涯即将结束，期间的学习内容和科研工作也最终汇集成了这篇论文文稿。回想当年刚刚踏入同济大学开始学习生活的画面，一如昨日。这段时间虽然短暂，却在我的记忆中留下了浓郁的色彩，在这里我不但学习到了学科里前沿的知识，而且提升了自己各方面的能力，使我的思想更加成熟，前进的步伐愈发坚定。这与我在此期间所受到的各方关怀和帮助密不可分，在这里向他们表达我最诚挚的感谢。

首先，要感谢我的导师许鹏教授。在学习上，许老师以其渊博的理论知识、严谨的科研态度、活跃的创新思维，对我的课程学习和课题研究给予了极大的指导和帮助，使我受益匪浅。在生活上，许老师平易近人、乐观积极、风趣幽默，以长者的身份对我的职业发展、未来规划和处事态度提供中肯的建议，使我感同身受。许老师以其独特的个人魅力，营造了课题组良好的科研氛围和积极的生活态度，让组内的每一位师生都能不断进步。

其次，要感谢课题组内的师兄师姐和师弟师妹们，是你们的无私帮助让我克服了一个又一个的困难，是你们的关心鼓励让我坚定了前进的脚步，是你们的团结友爱让我感受到了家一般的温暖。是你们，让我的硕士生活丰富多彩。

另外，要感谢 12 级暖通大班里的同学们，我们团结一致、相互帮助，为班级争光添彩，与你们一起奋斗的日子是值得铭记的开心回忆。

最后，还要感谢一直在背后默默支持我、关心我的父母和家人，你们是我前进的动力，力量的源泉。

2015 年 2 月于同济大学

参考文献

- [1] EUROSTAT. Energy – yearly statistics 2008, 2010
- [2] U.S DEPARTMENT OF ENERGY. 2010 Building Energy Data Book, 2011
- [3] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2014. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014
- [4] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2013. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013
- [5] 中华人民共和国财政部. 财政部关于印发《国家机关办公建筑和大型公共建筑节能专项资金管理暂行办法》的通知. 财教[2007]558号, 2007-10-24
- [6] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 关于印发国家机关办公建筑和大型公共建筑能耗检测系统建设相关技术导则的通知. 建科[2008]114号, 2008-06-24
- [7] 上海市人民政府. 市政府印发关于加快推进本市国家机关办公建筑和大型公共建筑能耗监测系统建设实施意见的通知. 沪府发[2012]49号, 2012-05-11
- [8] Katipamula S, Brambley M R, Review Article: Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems—A Review, Part I. HVAC&R Research, 2005, Vol.11 (1): 3-25
- [9] Akbari H, Validation of an algorithm to disaggregate whole-building hourly electrical load into end uses. Energy, 1995, Vol.20 (12): 1291-1301
- [10] Cohen R, Standeven M, Bordass B, et al, Assessing building performance in use: the Probe process. Building Research & Information, 2001, Vol.29 (2): 85-102
- [11] Field J, Soper J, Jones P, et al, Energy performance of occupied non-domestic buildings: assessment by analysing end-use energy consumptions. Building Services Engineering Research and Technology, 1997, Vol.18 (1): 39-146
- [12] D. Claridge, C. Culp, M. Liu, et al, Campus-wide continuous commissioning of university buildings. Proceedings of ACEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings, Pacific Grove, CA, 20-25 August, 2000, 3.101-3.112
- [13] Yu P C H, Chow W K, A discussion on potentials of saving energy use for commercial buildings in Hong Kong. Energy, 2007, Vol.32 (2): 83-94
- [14] Piette M A, Kinney S K, Haves P, Analysis of an information monitoring and diagnostic system to improve building operations. Energy and Buildings, 2001, Vol.33 (8): 783-791
- [15] Norford L K, Leeb S B, Non-intrusive electrical load monitoring in commercial buildings based on steady-state and transient load-detection algorithms. Energy and Buildings, 1996, Vol.24 (1): 51-64
- [16] Armstrong P R, Laughman C R, Leeb S B, et al, Detection of rooftop cooling unit faults based on electrical measurements. HVAC&R Research, 2006, Vol.12 (1): 151-175

- [17] Zeifman M, Roth K, Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2011, Vol.57 (1): 76-84
- [18] 魏庆芑. 大型公建能耗分项计量实时监测分析系统 EMS-II 的发展. *建筑*, 2009, Vol. 3:34-37
- [19] 王春. 既有大型公共建筑分项计量系统的研究:[硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2013
- [20] 马媛. 大型公共建筑能耗计量、建模与节能管理系统研究:[硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2011
- [21] 熊玮玮. 校园电能分项计量系统研究:[硕士学位论文]. 武汉: 湖北工业大学, 2011
- [22] 郭奕萍. 校园能耗分项计量以及节能在线诊断研究:[硕士学位论文]. 北京: 北方工业大学, 2013
- [23] 陈思嘉, 李果, 张光明等. 某高图书馆能耗分项计量设计. *现代电子技术*, 2010, Vol. 3:177-178, 181
- [24] 李宝树, 葛玉敏, 刘川川. 新型电能分项计量系统. *电测与仪表*, 2011, Vol. 4:63-65, 75
- [25] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 国家机关办公建筑和大型公共建筑分项能耗数据采集技术导则. 2008
- [26] 李俊. 基于分项计量系统的建筑能耗拆分与节能潜力分析研究:[硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学城市建设与环境工程学院, 2008
- [27] 王鑫. 公共建筑用能分项计量综合关键技术研究:[博士学位论文]. 北京: 清华大学建筑学院, 2010
- [28] 王鑫, 魏庆芑, 沈启等. 大型公共建筑用电分项计量系统研究与进展(2): 统一的能耗分类模型与方法. *暖通空调*, 2010, Vol. 40(8):14-17
- [29] 范珑, 杨成德. 基于分项计量的建筑能源管理系统的发展与应用. 第八届国际绿色建筑与建筑节能大会论文集, 2012:25-29
- [30] Wang S, Yan C, Xiao F, Quantitative energy performance assessment methods for existing buildings. *Energy and Buildings*, 2012, Vol.55: 873-888
- [31] Corrado V, Mechri H E, Fabrizio E, Building energy performance assessment through simplified models: application of the ISO 13790 quasi-steady state method. *Proceedings of the 10th Conference of the International Building Performance Simulation Association*, Tsinghua University, Beijing, China, 3-6 September, 2007, 79-86
- [32] M.J. McCabe, N. Wang, Commercial Building Energy Asset Rating Program: Market Research. PNNL-21310, Pacific Northwest National Laboratory, Richland, WA, 2012
- [33] R.E. Jarnagin, ASHRAE Building EQ: Program will help owners, operators assess buildings and guide good decisions. *ASHRAE Journal*, 2009, Vol.51(12): 18-19,21
- [34] EPA, ENERGY STAR Performance Ratings Technical Methodology. ENERGY STAR, 2011
- [35] González A B R, Díaz J J V, Caamano A J, et al, Towards a universal energy

- efficiency index for buildings. *Energy and Buildings*, 2011, Vol.43(4): 980-987
- [36] ASHRAE, Energy standard for buildings except low-rise residential buildings (SI). Atlanta: American Society of Heating, Refrigeration and Air-Conditioning Engineers, Inc., 2007
- [37] 胡欣, 龙惟定, 马九贤. CEC——一种有效的空调系统能耗评价方法. *暖通空调*, 1999, 03:18-20
- [38] J.Curtin, The Development and testing of an Automated Building Commissioning Analysis Tool (ABCAT). Master's Thesis, Texas A&M University, College Station, TX, 2007
- [39] Bynum J D, Claridge D E, Curtin J M, Development and testing of an Automated Building Commissioning Analysis Tool (ABCAT). *Energy and Buildings*, 2012, Vol.55: 607-617
- [40] Lin G, Claridge D E, A Statistical Approach to Detect Abnormal Building Energy Consumption with ABCAT. *ASHRAE Transactions*, 2013, Vol.119 Part 1, DA-13-005
- [41] Lin G, Claridge D E, Two Similarity Measure Approaches to Whole Building Fault Diagnosis. *Proceedings of the Twelfth International Conference for Enhanced Building Operations*, Manchester, UK, 23-26 October, 2012
- [42] Seem J E, Using intelligent data analysis to detect abnormal energy consumption in buildings. *Energy and Buildings*, 2007, Vol.39(1): 52-58
- [43] Khan I, Capozzoli A, Corgnati S P, et al, Fault detection analysis of building energy consumption using data mining techniques. *Energy Procedia*, 2013, Vol.42: 557-566
- [44] O'Neill Z, Shashanka M, Pang X, et al, Real time model-based energy diagnostics in buildings. *Proceedings of 12th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Sydney, 14-16 November, 2011
- [45] Visier J C, Li X, Coralles P, et al, Fault detection and diagnosis tool for schools heating systems. *Proceedings of Clima*, 2000
- [46] Shaw S R, Norford L K, Luo D, et al, Detection and diagnosis of HVAC faults via electrical load monitoring. *HVAC&R Research*, 2002, Vol. 8(1): 13-40
- [47] Schein J, Bushby S T, A hierarchical rule-based fault detection and diagnostic method for HVAC systems. *HVAC&R Research*, 2006, Vol. 12(1): 111-125
- [48] Wu S, Sun J Q, A top-down strategy with temporal and spatial partition for fault detection and diagnosis of building HVAC systems. *Energy and Buildings*, 2011, Vol. 43(9): 2134-2139
- [49] Khire R, Trcka M, Model based failure mode effect analysis on whole building energy performance. *Proceedings of 13th Conference of International Building Performance Simulation Association*, Chambéry, France, 26-28 August, 2013
- [50] Brambley M, Pratt R, Chassin D, et al, Diagnostics for outdoor air ventilation and economizers. *ASHRAE Journal*, 1998, Vol.40(10): 49-52
- [51] Katipamula S, Pratt R G, Chassin D P, et al, Automated fault detection and diagnostics for outdoor-air ventilation systems and economizers: Methodology

- and results from field testing. ASHRAE Transactions, 1999, Vol.105: 555-567
- [52] Katipamula S, Brambley M R, Luskay L, Automated proactive techniques for commissioning air-handling units. Journal of solar energy engineering, 2003, Vol. 125(3): 282-291
- [53] Pratt R G, Bauman N, Katipamula S, New Technology Demonstration of the Whole-Building Diagnostician at the Federal Aviation Administration-Denver Airport. PNNL-14157, Pacific Northwest National Laboratory, Richland, WA, 2002
- [54] Chassin D, Carlon T, Gowri K, et al, Project 2.6-Enhancement of the Whole-Building Diagnostician Task 2.6.10-Whole-Building Energy Enhancement Report. PNNL-14383, Pacific Northwest National Laboratory, Richland, WA, 2003
- [55] 郭瑞. 公共建筑能耗评价指标体系研究:[硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学土木工程学院, 2007
- [56] 文精卫. 公共建筑能效评估研究:[硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学土木工程学院, 2009
- [57] 郭林文. 重庆市公共建筑能耗现状及节能评价分析:[硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2005
- [58] 吴利均. 既有公共建筑节能诊断与改造研究:[硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学城市建设与环境工程学院, 2009
- [59] 周智勇. 建筑能耗定额的理论与实证研究:[博士学位论文]. 重庆: 重庆大学城市建设与环境工程学院, 2010
- [60] 康一亨. 公共建筑能耗基准评价方法研究:[硕士学位论文]. 成都: 西华大学, 2012
- [61] 文精卫. 既有建筑能效评估研究. 铁道勘测与设计, 2011, Vol. 3:74-79
- [62] 薛志峰. 既有建筑节能诊断与改造. 北京: 中国建筑工业出版社, 2007
- [63] 浙江省住房和城乡建设厅. DB 33/1070-2010 浙江省大型公共建筑能耗测评标准.
- [64] 周智勇, 付祥钊, 刘俊跃等. 基于统计数据编制的公共建筑能耗定额. 煤气与热力, 2009, Vol. 29(12):14-17
- [65] 苑翔, 龙惟定, 张改景. 用“人均建筑能耗占用空间”评价建筑能耗水平. 暖通空调, 2009, Vol. 39(9): 86-91
- [66] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. GB/T 17981-2007 空气调节系统经济运行. 北京: 中国标准出版社, 2007
- [67] 王鑫, 魏庆芑, 江亿. 基于能耗数据和指标的空调系统节能诊断方法及应用. 暖通空调, 2010, Vol. 40(8): 22-24, 4
- [68] 马宁. 基于拆分算法的分项计量能耗管理系统及节能诊断. 智能建筑电气技术, 2011, Vol. 5(3): 41-45
- [69] 陈海波, 王凡. 基于能耗分项计量数据的大型公建节能诊断方法及典型案例. 建筑科学, 2011, Vol. 27(4): 23-26
- [70] 王君若. 分项计量系统对上海地区大型公共建筑能耗案例分析. 新型建筑材料, 2010, 11: 48-50

- [71] 王志强, 赵亮, 齐明空. 中国人民银行西宁中心支行基于分项计量的能源诊断分析. 智能建筑与城市信息, 2011, 12: 97-105
- [72] Katipamula S, Brambley M R, Review Article: Methods for Fault Detection, Diagnostics, and Prognostics for Building Systems—A Review, Part II. HVAC&R Research, 2005, Vol. 11(2): 169-187
- [73] Li Z, Han Y, Xu P, Methods for benchmarking building energy consumption against its past or intended performance: An overview. Applied Energy, 2014, Vol.124: 325-334
- [74] 何大四, 张旭. 改进的季节性指数平滑法预测空调负荷分析. 同济大学学报(自然科学版), 2005, 12:1672-1676
- [75] ASHRAE, ASHRAE Guideline 14-2002: Measurement of energy and demand savings. Atlanta: American Society of Heating, Refrigeration and Air Conditioning Engineers, Inc., 2002

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

苑登阔, 男, 1990年11月生。

2012年6月毕业于中国人民解放军理工大学给排水与采暖通风工程专业, 获学士学位。

2012年9月入同济大学供热、供燃气、通风及空调工程专业, 读硕士研究生。

已发表论文:

- [1] 苑登阔, 许鹏. 公共建筑能效指标及评价方法现状分析. 建筑节能, 2014, 第4期:76-80
- [2] 侯金明, 许鹏, 苑登阔. 基于双二极管模型的光伏阵列模型优化设计. 计算机仿真, 2013, Vol. 30(11): 71-75

参与的研究项目:

- [1] 上海市科学技术委员会科研计划项目课题——上海中心城区大型公建节能与能效监控服务平台的创新研究与实践 (课题编号: 12dz1202000)
- [2] 上海市科学技术委员会科研计划项目课题——太阳能光伏发电实时效能诊断系统 (课题编号: 11PJ1409600)