



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(学术学位)

## 冷热源机房传感器数据可信度评估

姓名：贾乾然

学号：2030268

学院：机械与能源工程学院

学科：供热、供燃气、通风与空调工程

论文研究方向：建筑智能化

指导教师：许鹏

二〇二三年四月



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

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

## **Credibility Assessment of Sensor Data from Heating and Cooling Source Room**

Candidate: Jia Qianran

Student Number: 2030268

School: School of Mechanical Engineering

Discipline: Engineering

Major: Heating, Gas Supply, Ventilating and Air  
Conditioning Engineering

Research Fields: Building Intelligence

April, 2023

冷热源机房传感器数据可信度评估

贾乾然

同济大学



## 摘要

冷热源机房一般会布置大量的传感器，基于这些传感器数据，自动化系统或运维人员会根据预先设定的规则或人为经验做出一些响应，以实现冷热源机房的运维。但在实际过程中却存在两个现实问题：一是传感器数据质量较差，这不仅影响了控制效果、降低了能源使用效率、提高了安全风险，也阻碍了传感器数据后续的挖掘利用；二是规则或经验不可靠，如某些算法模型精度不高，或假定某些设备运行良好不成立，这也会导致错误的响应动作，且这些规则或经验通常可以被抽象为某些数字间的协同关系。因此，本论文的目标便在于：一，评估单个传感器数字的准确性；二，评估多个传感器数字间协同关系的有效性。

为此，本论文建立了一套信念系统，来量化评估数字的准确性与协同关系的有效性。首先，信念系统将根据预先设定的各种协同关系，形成包含了目标冷热源系统各种规则或经验等知识的知识库；其次，信念系统将衡量数字总体的协同性，形成对数字准确度的判断；然后，信念系统会将协同关系进一步拆分，并将不协同的原因按照数字准确度以不同的程度分配到各个子项中，从而将协同关系有效性的评估细化为其中各子项有效性的评估；最后，根据协同关系的有效性更新知识库，准备下一次评估。

为验证该信念系统，本论文一方面基于正则表达式搭建了 TRNSYS 二次开发平台，生成了混合传感器故障与系统故障的案例数据，另一方面在信念系统的知识库中引入了不同精度的算法模型，以模拟现实中不同完善程度的规则或经验。实验结果表明，在完全可解释的运行机制下，该信念系统能够有效地评估单个传感器数字的准确性，并且通过评估协同关系子项的有效性，其能够区分传感器故障、系统故障，以及经验或规则的不可靠。特别地，若信念系统根据当前知识库无法评估某数字或协同关系子项，其将明确指出无法评估。

**关键词：**冷热源系统，传感器数字，数字协同关系，信念系统

## **ABSTRACT**

In general, cooling and heating rooms are arranged with a large number of sensors, based on which the automation system or human workers will make some responses according to the predetermined rules or human experience to achieve the maintenance. However there are two real problems in the actual process: first, the sensor data quality is poor, which not only affects the control performance, reduces the efficiency of energy use, increases the security risk, but also hinders the subsequent exploitation of sensor data; second, the rules or experience is unreliable, such as the accuracy of some algorithms is not ideal, or the assumption that some equipment is working well is not valid, which also leads to wrong response actions, and these rules or experiences can usually be abstracted as some synergistic relationships between numbers. Therefore, the goal of this thesis is to: i) evaluate the accuracy of individual sensor numbers; and ii) evaluate the effectiveness of synergistic relationships between multiple sensor numbers.

To this end, a belief system is developed to evaluate the accuracy of numbers and the validity of synergy relationships quantitatively. First, the belief system will form a knowledge base containing various rules or experiences of the target cooling and heating source system and other knowledge based on the predefined various synergy relationships; second, the belief system will measure the synergy of each number to form a judgment on the accuracy of the number; then, the belief system will further split the synergy relationships and assign the reasons of non-synergy in different degrees according to the accuracy of the number assigned to each sub-relationship, thus refining the assessment of the validity of the synergy relationship into the assessment of the validity of each sub-relationship therein; finally, the knowledge base is updated according to the validity of the synergy relationship to prepare for the next assessment.

To validate the belief system, this thesis builds a TRNSYS secondary development platform based on regular expressions to generate case data of mixed sensor faults and system faults on the one hand, and introduces algorithmic models of different accuracy in the knowledge base of the belief system to simulate rules or experiences of different degrees of perfection in reality on the other hand. The

experimental results show that the belief system is able to effectively evaluate the accuracy of individual sensor numbers under a fully interpretable operating mechanism, and that it is able to distinguish between sensor faults, system faults, and unreliability of experience or rules by evaluating the validity of synergistic relational subterms. In particular, if the belief system is unable to assess a number or a synergy relationship subterm based on the current knowledge base, it will explicitly state that it is unable to do so.

**Key Words:** cooling and heating source, sensor numbers, digital synergy relationship, belief system

## 目录

第 1 章 引言 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究目的与意义 .....	2
1.3 研究现状 .....	2
1.4 论文结构安排 .....	5
第 2 章 信念系统构建 .....	8
2.1 关键概念 .....	8
2.1.1 信念与协同关系 .....	8
2.1.2 一致性距离 .....	8
2.1.3 传感器数字 .....	9
2.1.4 因果关系 .....	10
2.1.5 数字信念与因果信念 .....	10
2.2 信念网络 .....	10
2.3 信念评估计算 .....	12
2.3.1 数字信念计算 .....	12
2.3.2 惩罚分配与积累 .....	13
2.3.3 惩罚失效与信念恢复 .....	14
2.3.4 评估失效与信念干预 .....	16
2.4 信念系统工程化 .....	18
2.4.1 初始知识库构建 .....	18
2.4.2 张量化运算 .....	20
2.4.3 输出结果解释 .....	23
第 3 章 验证数据生成 .....	25
3.1 模拟数据验证的有效性 .....	25
3.2 TRNSYS 简介 .....	25
3.2.1 TRNSYS 计算原理 .....	25
3.2.2 TRNSYS 功能局限 .....	26
3.3 TRNSYS 二次开发 .....	26
3.3.1 正则表达式 .....	26
3.3.2 依赖文件重写 .....	27



3.3.3 压力仿真二次开发 .....	29
3.3.4 总体仿真流程 .....	30
第 4 章 实验验证与结果分析 .....	32
4.1 实验设计 .....	32
4.1.1 仿真冷热源系统介绍 .....	32
4.1.2 案例生成策略 .....	33
4.1.2.1 设计思路概述 .....	33
4.1.2.2 客观故障 .....	33
4.1.2.3 主观错误 .....	34
4.2 实验结果与分析 .....	34
4.2.1 客观故障案例 .....	34
4.2.1.1 传感器故障 .....	34
4.2.1.2 系统故障 .....	46
4.2.1.3 混合故障 .....	57
4.2.2 主观错误案例 .....	67
第 5 章 结论与展望 .....	78
5.1 工作总结及贡献 .....	78
5.2 未来工作方向 .....	79
参考文献 .....	80
附录 A 初始知识库 .....	83
致谢 .....	110
个人简历、在读期间发表的学术成果 .....	111

## 符号说明

名词	定义
信念	相信某对象为真的程度大小
协同关系	传感器数字之间存在的某种关系
协同性	传感器数字对协同关系的满足程度
一致性距离 (dis)	协同性的量化描述
传感器数字	传感器的测量值
因果关系	概念与概念或概念与传感器数字间的联系
传感器因果关系	传感器数字与对应测量物理量间的联系
分析因果关系	思想概念间的联系
原生协同关系	仅包含了一条分析因果关系的协同关系
派生协同关系	包含了多条分析因果关系的协同关系
数字信念 (Trust Score of Value, TSV)	传感器数字准确度的量化指标
因果信念 (Trust Score of Causality, TSC)	因果关系有效性的量化指标
知识库	存放了各种协同关系的集合
离散一致性距离 (Dis)	0-1 离散的一致性距离
惩罚	对特定因果关系的怀疑程度
有效一致性距离	对特定对象实际产生作用的离散一致性距离
有效协同关系数量	对特定对象实际产生作用的协同关系数量

# 第 1 章 引言

## 1.1 研究背景

传感器数字是冷热源机房运维围绕的核心，它向人们呈现了冷热源系统任意时刻的状态，人们通过大量的状态观察，从中归纳出了一些规律，并形成了一些设定的规则或主观经验，如水流量质量守恒、冷机与水泵的连锁控制、设备具有固有的性能模型等等，人们希望可以借助这些规律来控制冷热源系统的状态。但在实际生活中，控制结果并不总是很理想，这背后的原因至少有两方面：传感器数字不准与规律失效。

当传感器数字作为控制信号时，其准确性自然而然地会影响控制效果；而规律作为控制策略，其有效性也是能否达到控制预期的关键。但这种传感器数字不准与规律失效其实不仅影响的是当下冷热源系统的运维效果——降低了系统能源利用效率、提高了系统安全运行风险，也抑制了后续冷热源系统运维效果的进一步提升：

当传感器数字不准时，一方面，人们将无法应用某些规律。如有一种冷机高效运行的算法，它可以根据冷冻水、冷却水的进出水温度等数据实时调节冷机参数，但是现在其中一个传感器数字错误，那么它设定的参数就是错误的，人们就不会使用这个算法，冷机也就不会以更高的效率运行；另一方面，人们将难以发现新规律。如人们希望通过数据挖掘从大量的历史传感器数据中捕捉到冷机的性能模型，但由于大量错误数字的干扰，人们将难以建立一个有效的模型，进而也就不会有上述的“冷机高效运行算法”。

当规律失效时，它的影响会更加复杂。第一，若只考虑一条规律，失效规律将无法被应用。如有一种传感器的故障诊断算法，它在冷热源系统正常运行时可以有效检测故障传感器，但在系统故障时会将正常传感器误判为故障传感器，那么人们就不会相信这个算法的结果，也就缺少了一种检测故障传感器的手段；第二，若考虑多条规律，失效规律会干扰有效规律的应用。如有两种故障检测算法，在同一时刻下它们做出了相反的检测结果，那么人们将难以判断哪个结果是正确的，进而干扰了运维决策；第三，若考虑更多条规律失效时，人们将难以判断传感器数字的准确性。人们判断数字准确性的过程其实是对已知规律验证的过程，验证通过的越多，人们越相信它是真的。如存在一个测量全新物理量的传感器，但人们不知道关于这个物理量的任何规律，那么人们无从得知这个数字是该物理量的准确测量值还是有偏测量值。若无法判断传感器数字的准确性，那么就更不

会有上述的规律发现与规律应用。

所以，为了提升冷热源机房的运维效果，传感器数字的准确性与应用规律的有效性都是非常重要的，且二者无法割裂开来看待，这两个问题是无法孤立解决的，以一种统一的视角才会对它们的解决提供帮助。

## 1.2 研究目的与意义

因此，本论文拟针对冷热源系统的运维设计一套信念系统，其通过交叉评估以及迭代计算的方式，能够实时地在全局层面上评估各传感器数字准确性与既有规律有效性的大小。具体地，对于一个传感器数字而言，我们相信它在多大程度上反映了真实的测量结果？或对于一个算法模型而言，我们是否相信它此时真实地捕捉到了变量间的内在联系？或当多个传感器数字表现异常时，我们相信此时是出现了传感器故障还是系统故障？以及按照当前的评估结果，我们是否还能够继续评估某个传感器数字或规律？

借助这种主观辩证的评估方式，在冷热源机房运维中我们将享有以下便利：

一，更准确地认识冷热源系统的实时状态。将系统异常状态进一步区分为传感器故障、系统故障，或规律错误，进而及时地剔除错误数字或规律的干扰，并做出有针对性的维护；

二，算法模型的集成应用。人们设计的算法往往仅在一些情况下是有效的，而在另外一些情况下是无效的，那么借助这种信念系统，我们便可以选择在什么情况下相信什么模型的结果，进而在给出了有效性边界的同时，融合了各个算法模型的有效性范围，这将有助于各种算法落地；

三，历史传感器数据的质量评估。通过该信念系统，可以筛选出高质量的数据用于数据挖掘或建模，以进一步提高冷热源机房运维效果的上限。

更普遍地，本论文的研究其实是一种对发现偏见、纠正偏见能力的建模。所有的规律都可以认为蕴含了不同程度的偏见，且无数人致力于减小或消除这种偏见，但本论文认为这不是一种彻底的解决方案。所以，本论文建立了这样一种信念系统，去怀疑一切规律，当某规律受到的怀疑较大时，便认为它出现了偏见。

## 1.3 研究现状

在研究背景中所提到的问题可以归结为以下几类：单条规律准确性不足、多条规律存在矛盾，以及传感器数字不够准确，因此该节将从这三个方面介绍当前研究现状。

(1) 对于单条规律准确性不足，其研究是最为常见且普遍的，其目标就是

要建立一个误差更小、泛化性能更好的模型，其应用场景多为故障诊断，模型形式常见为统计模型、回归模型或专家模型。

统计模型背后的原理为，它假定故障是不常发生的，所以可以从历史数据中捕捉到一种正常数据的取值分布，若某实际数据在该分布中出现概率较低，则认为出现异常。但其局限性在于历史数据可能不足以还原正常数据分布，且出现异常时难以区分是传感器故障引起的还是系统故障引起的。

此类方法中最直观是贝叶斯网，如石健<sup>[1]</sup>通过收集历史故障数据，构建了关于传感器数字与传感器状态的贝叶斯网，如此便可借助条件概率来推断传感器状态；其次，相关性分析也是经典的统计分析方法，如兰涯雯<sup>[2]</sup>计算任一传感器与参考可信传感器的相关系数，若系数发生变化则认为出现故障；Karthik<sup>[3]</sup>认为系统故障不会引发传感器数字间相关性的变化，但传感器故障会；Karmakar<sup>[4]</sup>则是将同一个传感器的时间序列划分为多段后，考虑他们之间的相关系数，若相关系数发生变化，则认为出现故障；若进一步同时考虑多个相关系数，则变成了主成分分析（PCA）方法，如 Ricardodunia<sup>[5]</sup>在化工生产中利用 PCA 对温度、压力、流量等传感器间的内在关联建模；刘文杰<sup>[6]</sup>在金属冷轧中利用改进 PCA 方法对各位移传感器间关联建模；Dunia R<sup>[7]</sup>则在 PCA 建模的基础上，利用该模型去重建传感器测量值，借助重建误差可以在一定程度上区分传感器故障与系统故障；而在暖通空调领域，PCA 更是常见于故障诊断，如禹法文<sup>[8]</sup>将其应用于多联机系统、Xiao F<sup>[9]</sup>将其应用于 VAV 系统、Beghi<sup>[10]</sup>将其应用于冷水机组、也有 Yabin<sup>[11]</sup>将其与 SG 滤波结合后应用于 VRF 系统，还有 Wang S<sup>[12]</sup>将其应用于多级空调子系统后联合回归模型同时做传感器故障诊断与系统故障诊断。

回归模型背后的原理为，它假定回归模型是对系统正常状态的建模，所以模型输出与实际测量值之间的差异表示了对正常状态的偏离，这其中可以见到各类经典的或自行设计的机器学习模型或物理模型。如 Joachim<sup>[13]</sup>在进行建筑内传感器评估时，结合 emulator 与四种控制策略建立了高精度建筑动态仿真模型；Papadopoulos<sup>[14]</sup>基于空调分区内温度变化特性，建立了非线性温度估计模型；张玲<sup>[15]</sup>、于飞<sup>[16]</sup>在进行飞行器传感器示数与机器人位姿预测时，利用卡尔曼滤波器构建了数字预测模型；梁栋<sup>[17]</sup>利用支持向量机，在评估桥梁位移传感器时建立了周围传感器数据到目标传感器数据的回归模型；Adams<sup>[18]</sup>在评估物联网传感器时，分别通过线性回归、随机森林、梯度提升树、多层感知机等方法建立了传感器历史数据到未来数据的回归模型；Peng T<sup>[19]</sup>在智能家居场景下，结合了历史数据与周围传感器数据设计了一种集成回归模型；除此之外，各种神经网络<sup>[20-22]</sup>近些年也常被用于传感器数字的回归预测。

专家模型背后的原理则是假定专家所制定的规则是精准的，如 Haberl 将大

量的建筑能源相关知识总结为一种专家模型，然后利用该模型去检测异常能耗，并诊断异常原因；Shamshirband<sup>[23]</sup>则是在无线传感器网络中构建了一种模糊推理规则，各个代理节点能够根据该规则来判断周围节点的运行状态；Chaobo<sup>[24]</sup>没有直接通过专家制定规则，而是先利用相关性从历史数据中发掘规则，然后再通过专家筛查，将相关性规则转化为专家规则。

(2) 对于多条规律存在矛盾，相比于单条规律的准确性而言，其问题复杂度更进了一步，研究的关注度也是相对更少一些，它的目标在于通过矛盾消解得到一个统一的结论，而矛盾消解的方式一般有三种：抑制掉某些推断、调整推断预期，以及综合推断。

抑制推断的一个典型场景是抑制故障传感器，剔除其产生的数字参与推断。这其中最直观的方法是借助冗余传感器，即通过冗余传感器数字应尽可能相同这一特性，交叉推断出故障传感器。如翟旭升<sup>[25]</sup>在航空航天中通过冗余传感器互相投票的方式来检测故障传感器、唐亮<sup>[26]</sup>在某三模冗余控制系统中设计了一种表决算法来检测单路传感器故障；进一步地，开始有学者考虑如何减少冗余，如Taiebat<sup>[27]</sup>在冗余传感器的基础上，借助物理关系推断减少了传感器的冗余度，而且其可以通过推断值的组合情况一定程度上区分传感器故障与系统故障；同样借助物理关系进行推断的还有：Junbeom<sup>[28]</sup>、Won<sup>[29]</sup>根据传热特性进行传感器数字进行推断；杨文<sup>[30]</sup>根据电力能量平衡进行传感器数字推断，且通过检验不同尺度下的能量守恒，来定位故障传感器；

调整推断预期常见于无线传感器网络（WSN）中，其表示调整一个传感器对另外一个传感器能否成功传递信息的预期。WSN 中传感器除测量功能外，很重要的一个特性是具备信息交互功能，因此传感器  $i$  对传感器  $j$  可以产生一个信息能否成功交互的预判，如果所有传感器对于某传感器的预判都很低，那么便认为它存在故障。若这种预判被建模为一种统计分布，则相比于推断模型，该分布可以随着时间发生变化。如 Ganeriwal<sup>[31]</sup>将这种预判描述为  $\beta$  分布，并将该分布的期望值映射到一个二项分布作为能否成功传输信息的先验分布，然后再根据实际传输结果计算成功传输信息的后验分布，再反过来更新调整  $\beta$  分布，以实现推断模型的变化；Momani<sup>[32]</sup>的方案与 Ganeriwal 类似，不同的是其将这种预判以及信息传输成功的先验分布都描述为正态分布；宁丰力<sup>[33]</sup>则在对预判分布建模的基础上，考虑了群体欺骗的可能，并提出了用良好区域与故障区域边界节点的概念来二次调整预判概率；Crosby<sup>[34]</sup>则是进一步地在判断出故障节点后将其隔离，令它与其他节点不再产生交互；

综合推断则是将各种证据或结论融合起来，以期望得到一个更加全面的结果。如刁联旺<sup>[35]</sup>通过冗余传感器间的交叉一致性检验生成了置信距离矩阵，然后借助

该矩阵得到多传感器的融合测量值; Fenye Bao<sup>[36]</sup>在 WSN 中综合了传感器之间点对点的亲密性推断、诚实性推断、能量推断以及无私性推断, 形成总体的传感器状态评估; Shaikh<sup>[37]</sup>在一种多层复合 WSN 结构<sup>[38]</sup>中, 将每一层的交叉评估结果映射到上一层形成若干个评估矩阵, 然后聚合所有评估矩阵形成各节点在该层的全局信任度; 张涛<sup>[39]</sup>、李昌玺<sup>[40]</sup>则是将 DS 证据融合理论应用在多传感器导航决策中, 不同的是前者利用神经网络生成 DS 证据理论的基本概率赋值, 后者首先根据传感器之间的灰色关联度建立了传感器置信度, 再将这些置信度转化为相关证据的可用度, 进而接入 DS 证据理论; Feng<sup>[41]</sup>在评估无线传感器状态时, 综合考虑了信息交互、剩余电量、环境风险、有无保护等推断关系, 结合了模糊集理论与 DS 证据理论, 将前者的隶属度概念转化为后者的证据源概率, 最终得到了多证据源的综合评估结果。

(3) 对于单纯传感器数字准确度的研究则是更少, 可见的有 Won<sup>[29]</sup>在利用多个传感器测量某温度场时, 明确区分了传感器信任得分与数字信任得分的概念, 并指出这两者的计算更新是交替完成的。实际上, 传感器数字准确度的研究常与前两个方面的研究混杂在一起, 如传感器数字准确度与传感器故障诊断混在一起, 或借助综合推断来回避直接谈论特定传感器数字的准确度。

总的来看, 一方面, 目前的研究缺乏一种全局的视角, 因此它们或多或少地假定了某些规律是恒久有效的, 如相关性、专家规则、物理关系等等, 因为它们需要这些规律完成推断, 但这些规律, 正如前文所说, 其并不是恒久有效; 另一方面, 目前的研究重规律发现而轻数字评估, 从这三方面研究关注度逐渐递减便可以看出。

更具体地, 目前的交叉推断都限于一种简单的  $A=B$  的推断关系, 对于更复杂关系交叉推断将如何实现的研究较少; 其次, 虽然在 WSN 中有学者利用概率分布实现了可变推断, 但如何在其他场景下实现可变推断仍是一个疑问; 最后, 本论文认为通过概率来实现矛盾消解不够合理, 因为一个事物的真假与其出现的概率并不等价。而这些, 也是本论文将要面临且解决的细节问题。

## 1.4 论文结构安排

本论文共由 5 个章节构成, 主要内容及结构安排如图 1.1 所示:

第 1 章, 引言, 介绍了冷热源机房基于传感器数字进行运维的背景, 说明了单个传感器数字准确性与多个传感器数字间规律有效性的重要性, 接着引出了本论文的研究目标与研究意义, 然后陈述了当前研究的现状与不足;

第 2 章, 信念系统构建, 澄清了关键概念的定义后, 借助信念网络介绍了所

提出的信念系统的功能与优越性，然后逐步推导了信念计算的公式，接着考虑到信念系统的工程化，提出了知识库与因果模型的构建方法，以及信念计算的张量化方法；

第 3 章，验证数据生成，论证了模拟数据用于验证的有效性后，介绍了自研的 TRNSYS 二次开发平台，其基于正则表达式补充了压力参数的模拟，并具有生成传感器故障与系统故障数据的能力；

第 4 章，实验验证与结果分析，其首先介绍了仿真的冷热源系统，然后阐述了实验案例的生成策略，最后展示了信念系统在具体案例中的计算过程以及全局的评估表现；

第 5 章，结论与展望，总结了本论文的研究成果与贡献，并对未来可能的研究方向发起了展望。



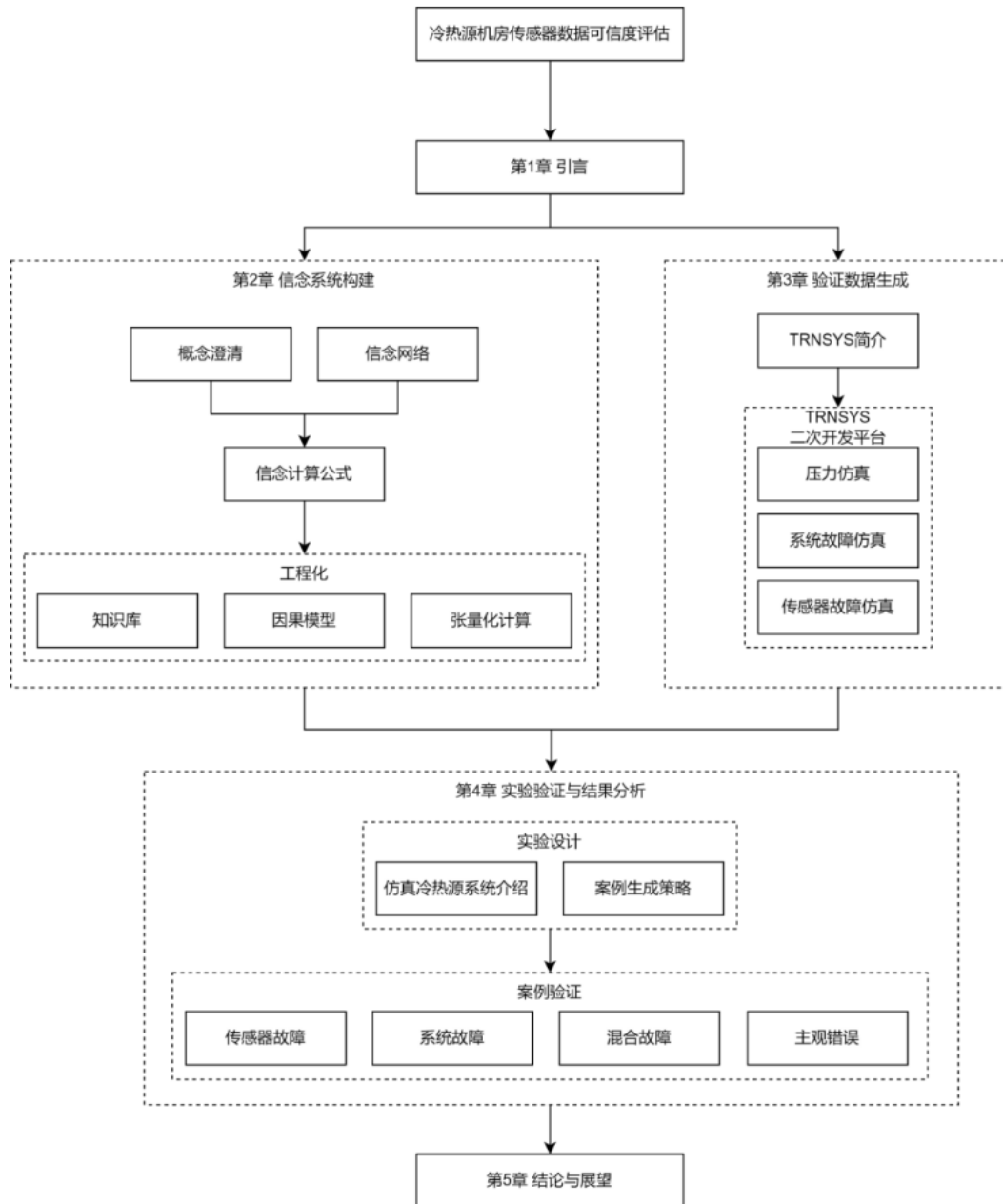


图 1.1 论文结构安排

## 第 2 章 信念系统构建

### 2.1 关键概念

#### 2.1.1 信念与协同关系

在本论文中信念被定义为“相信某个对象为真的程度大小”，如完全相信某个温度传感器测量值反映的就是当前温度大小，或稍有怀疑某个压力传感器可能出现故障，或完全不相信某个水泵与冷机正处于连锁启停的状态。

那么，就需要一种手段去量化这种相信程度，不同于多数学者采用概率的方式进行量化，本论文借助协同性<sup>[42]</sup>的概念来完成量化，大体意思如下：“如果某对象被认为是更具有协同性的，则相信其存在的程度就更高，反之更低”。

在解释协同性之前需定义协同关系，协同关系即认为传感器数字之间存在的某种规律，这是一种更贴切的表述方式，如：认为水管干管与支管上的流量传感器数字应满足质量守恒，是一条协同关系；认为水泵流量与扬程的测量值应该满足水泵的性能模型，是一条协同关系；或认为水管干管流量、支管流量、水泵扬程的测量值应该同时满足质量守恒与水泵性能模型，也是一种由上述两个原生协同关系所派生的协同关系。若实际验证后，传感器数字满足协同关系的程度越高（如利用该关系进行数字推断的结果误差越小），则称该协同关系的协同性越高。

而一个传感器数字可以存在于多条协同关系中，若这些协同关系的协同性都很高，则可认为该传感器数字是更具有协同性的，进而相信它为真的程度就越高。这不仅适用于传感器数字，也适用于协同关系所描述的关系本身，如上述例子中，质量守恒的关系同时存在于第一条以及第三条协同关系中。

#### 2.1.2 一致性距离

为刻画协同关系的协同性，便需要对传感器数字满足协同关系的程度进行建模，设想如图 2.1 所示的数字空间，其中样本空间包含了所有传感器数字可能取到的样本点，协同域则包含了所有完全满足协同关系的样本点，那么定义一致性距离为传感器测量样本点到协同域的最短标准化 L2 距离，该距离越小表明传感器数字满足协同关系的程度越高，当测量点本身就在协同域内，一致性距离为 0。

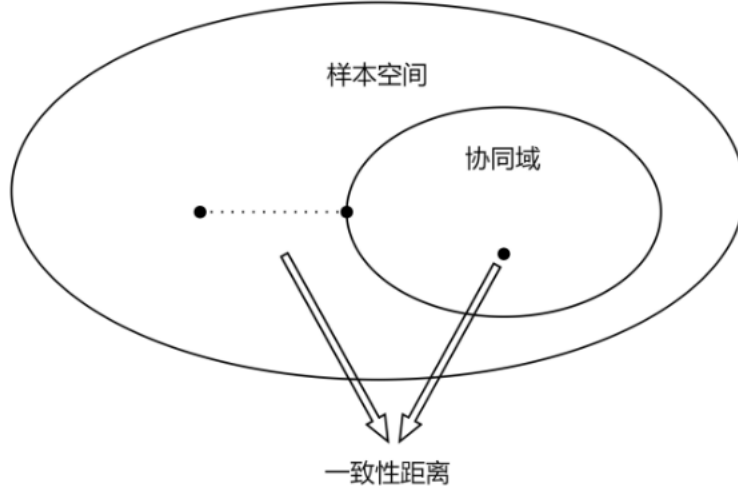


图 2.1 一致性距离示意图

其解析表达式如式 (2.1) 所示, 其中  $(x_0^T, y_0^T)$ ,  $(x_c^T, f(x_c^T, x_p^T))$  分别为缩放后的测量点与协同域内任意一点,  $f$  为描述协同关系的模型,  $x_p^T$  为补全派生协同关系模型的输入。L2 距离计算方式与数据缩放方式如式 (2.2~2.3) 所示, 其中  $x'$  为原始测量值,  $\sigma$  为对应传感器历史数据标准差。

$$\text{dis} = \min(\|(x_0^T, y_0^T) - (x_c^T, f(x_c^T, x_p^T))\|^2), \text{ s.t. } x_c \in \mathbb{R}^m \quad (2.1)$$

$$\|x - y\|^2 = \sqrt{\sum (x_i - y_i)^2} \quad (2.2)$$

$$x = x' / \sigma \quad (2.3)$$

需要特别指出的是, 本论文是通过协同关系的协同性来衡量传感器数字的协同性, 而非通过协同关系对传感器数字的推断残差来衡量该数字的协同性, 这保证了当协同关系不被满足时, 协同关系下的每个传感器数字受到同等的怀疑。否则将有式 (2.4) 成立, 其表示若某些传感器数字  $\mathbf{x}$  出现异常, 其测量值由  $\mathbf{x}$  变为  $\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$ , 那么推断其他传感器的数字将由  $\mathbf{y}$  变为  $\mathbf{y} + \Delta\mathbf{y}$ , 显然无法保证  $\Delta\mathbf{x} = \Delta\mathbf{y}$ , 若推断残差  $\Delta\mathbf{x} < \Delta\mathbf{y}$ , 则信念系统反而会对传感器数字  $\mathbf{y}$  产生更大的怀疑, 即天然引入了一种结构性的偏见。

$$\mathbf{y} + \Delta\mathbf{y} = f(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \quad (2.4)$$

### 2.1.3 传感器数字

在本论文中传感器数字特指传感器的测量值, 其不等价于传感器的测量能力: 因为这些测量值是即时的、是可以直接被感知的, 是发现新规律、归纳出新协同关系的基础; 而测量能力是传感器长期的一种属性, 是通过这些测量值的准确性

被间接感知的，是已经存在的协同关系的有效性的内涵之一。

如我们从大量的冷机流量、温度、功率等传感器测量值中归纳出了一个冷机性能模型，即一种协同关系，那么当我们利用该模型来推断冷冻水出水温度时，推断结果有效的前提是其他传感器具备良好的测量能力。

这同时也表明了，评估单个测量值的准确性是无法脱离评估协同关系有效性的，无法假定其中一个为真去评估另外一个，即笛卡尔所谓的“普遍怀疑”<sup>[43]</sup>。

#### 2.1.4 因果关系

因果关系在本论文中被定义为一个对象与若干个对象间的决定关系，其解析形式可以表达为式 (2.5)，其中  $x$  是思想中的概念对象， $y$  可以是思想中的概念对象也可以是现实中的测量值对象。如水泵与流量/扬程的因果关系，当水泵状态确定时，流量以及扬程的真值也随之确定，这种概念到概念的因果关系被称为分析因果关系；再比如流量与流量测量值之间的因果关系，当流量真值确定时，认为其测量值也随之确定，即式 (2.6)，这种概念到测量值的因果关系被称为传感器因果关系，与上文提到的传感器测量能力指代相同。

$$y = f(x), x \in R^m, y \in R^n \quad (2.5)$$

$$f(x) = x, x \in R^m \quad (2.6)$$

可见因果关系是概念与概念或概念与测量值间的关系，而协同关系是测量值与测量值间的关系，所以二者并不等同，但二者的联系在于它们都描述了一种主观上认为应该长期存在的关系，且因果关系构成了协同关系，协同关系有效性的内涵便是其下各因果关系的有效性，若协同关系失效则表示其下的若干个因果关系失效。

#### 2.1.5 数字信念与因果信念

基于上述对信念、传感器数字、及因果关系的定义，进一步定义数字信念 (Trust Score of Value, TSV) 为在某一时刻相信某传感器数字准确度的大小；定义因果信念 (Trust Score of Casualty, TSC) 为在某一时刻相信其描述对象间关系有效性的的大小，它们的取值范围均为 $[0, 1]$ 。

### 2.2 信念网络

将上述各关键概念组织到一起，便形成了一种如图 2.2 所示的信念网络，该网络结构将从全局的视角帮助理解上述概念以及后续的信念计算，下面将举例说明该信念网络结构的优越性。

(1) 如从水泵这一概念出发，通过水泵性能的分析因果关系到达了转速、

扬程，以及分流量 1 的概念，这些概念再经过传感器因果关系到达了各个传感器数字，这些分析因果关系与传感器因果关系构成了一条原生协同关系；再从总流量这一概念出发，它可以通过质量守恒的分析因果关系到达分流量 1、分流量 2，与总流量的概念，再通过传感器因果关系到达传感器数字，这些因果关系也构成了一条原生协同关系；除此之外，可以发现这两条协同关系在分流量 1 处出现了交叉，那么这两条协同关系便可通过在分流量 1 中处中转，形成图中加粗表示的派生协同关系，这表示该信念网络可以用于知识挖掘。

(2) 若经验证，水泵性能所在的这条协同关系的协同性很差，此时如果我们选择怀疑传感器因果关系的有效性，则表示可能出现传感器故障；如果我们选择怀疑分析因果关系，则表示可能出现了水泵性能故障或水泵模型错误，这表示该信念网络可以用于区分传感器故障与系统故障或模型错误。

(3) 如果我们利用以上两个原生协同关系去推断分流量 1 的传感器数字，但推断结果存在矛盾，我们可以通过怀疑某条因果关系的有效性，如怀疑管路漏水导致冷却水质量不守恒，来抑制对应协同关系的推断结果，这表示该信念网络可以用于矛盾消解。而该条结合上一条表明，该信念网络突破了传统推断中假定某些条件为真的局限，如假定单条协同关系中某条因果关系为真，或假定多条协同关系中某条协同关系为真，实现了推断在更高层面的辩证统一<sup>[44]</sup>。

(4) 当安装了新的传感器，或发现了新的协同关系，可以直接在既有的信念网络中添加边与节点，而不涉及对先前结构的改造，这表示该信念网络具有非常良好的兼容性与可拓展性。实际上，该网络结构的设计具有自洽的哲学思想<sup>[45]</sup>支撑，因此相比于现有的各种边同质的或边有效性不变的图数据结构，其具有天然的优越性。

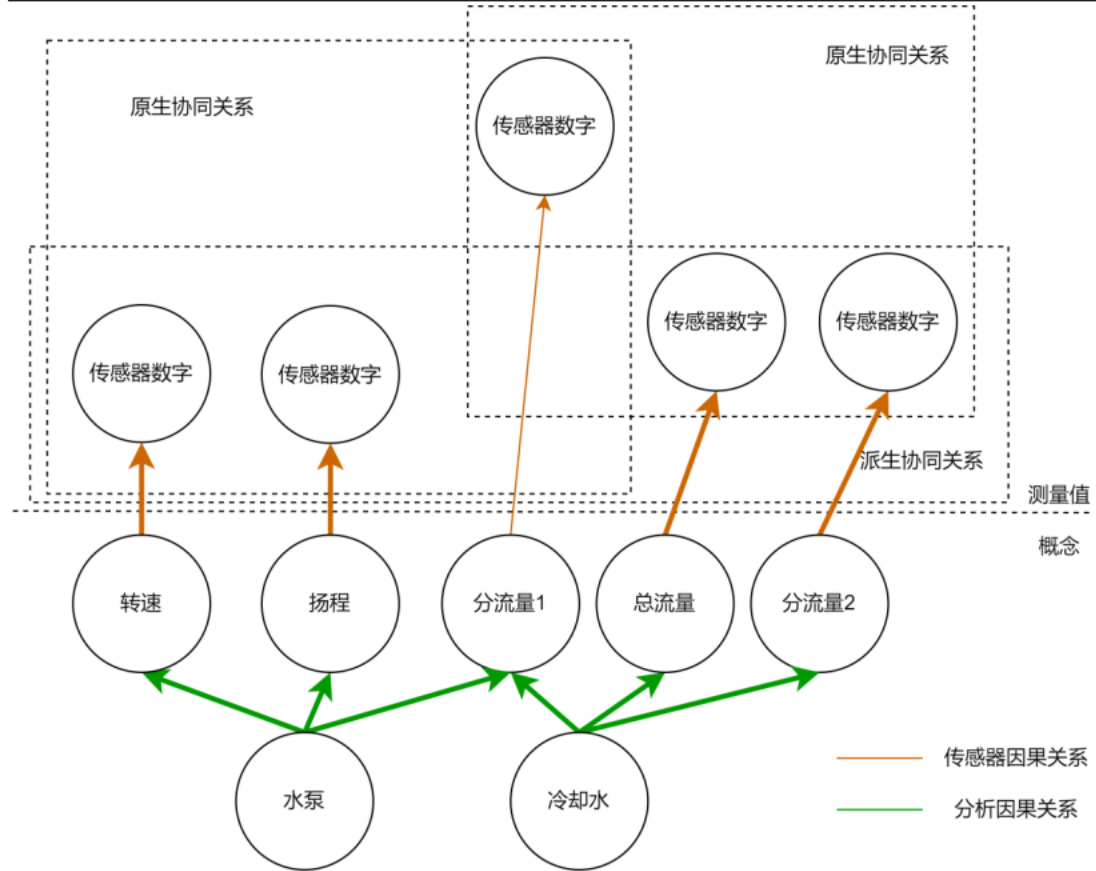


图 2.2 信念网络

## 2.3 信念评估计算

### 2.3.1 数字信念计算

结合上述关于信念大小及一致性距离的定义，规定 TSV 计算方法如式 (2.7~2.8) 所示。其中， $\mu_s$  表示传感器数字  $s$  的“平均协同性”，即该数字所在的所有协同关系的一致性距离的平均值。

$$TSV_s = \frac{1}{\mu_i} \quad (2.7)$$

$$\mu_s = \frac{\sum dis_{syn}}{m} \quad (2.8)$$

进一步考虑这样一个问题：不同协同关系的一致性距离是否可以相加？考虑到一致性距离是从样本空间计算而来，而不同的样本空间是由不同类型变量、不同数量变量构成，因此本论文不认为他们之间具有可加性。所以，本论文将一致性距离做 0-1 离散化处理，并调整式 (2.7~2.8) 为式 (2.9~2.11)，其中  $\epsilon_j$  为判定协同关系是否协同的一致性距离阈值。

$$TSV_s = 1 - \mu_s \quad (2.9)$$

$$\mu_s = \sum Dis_{syn}/m \quad (2.10)$$

$$Dis_{syn} = \Gamma(dis_{syn}, \epsilon_{syn}) = \begin{cases} 1, & dis_{syn} > \epsilon_{syn} \\ 0, & dis_{syn} \leq \epsilon_{syn} \end{cases} \quad (2.11)$$

### 2.3.2 惩罚分配与积累

当实际验证后发现某协同关系的协同性较差，如 2.2 节所讨论的那样，我们需要怀疑其中因果关系的有效性来辨别不协同原因，同时更新信念系统的知识库。这意味着要将不协同进行归因，将描述协同性的离散一致性距离分配到各个因果关系中，表示对它们有效性不同程度的惩罚。

分配流程如图 2.3 所示，其总体思想是根据即时的数字信念去怀疑因果关系的有效性：若某个传感器数字的 TSV 值很高，则对对应传感器因果关系的怀疑很小；若某个分析因果关系指向的传感器数字的 TSV 都很高，则对该分析因果关系的怀疑很大。综合所有对传感器因果与分析因果的怀疑，统一计算惩罚分配权重，具体计算方法如式 (2.12~2.14) 所示，其中  $Dis_s$  为对传感器因果关系的惩罚， $Dis_a$  为对分析因果关系的惩罚，角标  $s$  为传感器因果关系或测量值的编号，角标  $a$  为分析因果关系的编号， $n$  为连乘的 TSV 数量。

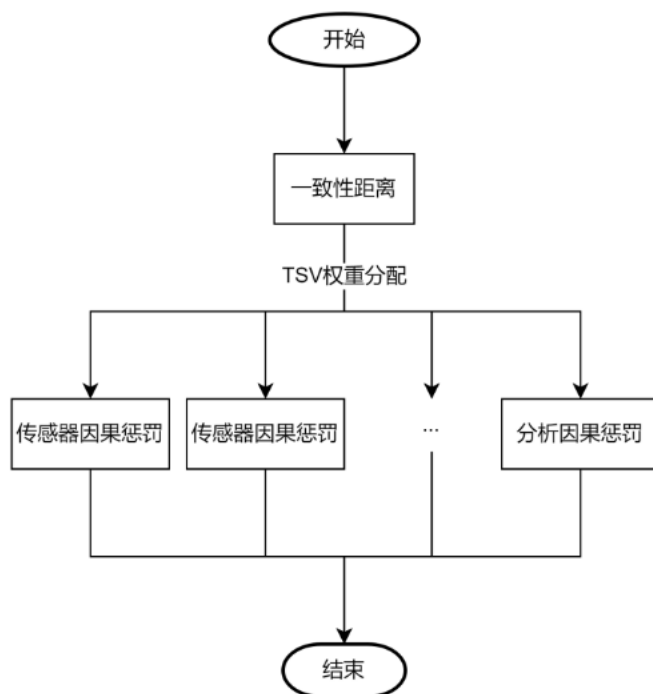


图 2.3 多元论惩罚分配方案

$$\text{Dis}_{\text{syn}} = \sum_s \text{Dis}_s + \sum_a \text{Dis}_a \quad (2.12)$$

$$\text{Dis}_s = \frac{1 - \text{TSV}_s}{\sum_s (1 - \text{TSV}_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{Syn}, s \in a} \text{TSV}_s}} * \text{Dis}_{\text{syn}} \quad (2.13)$$

$$\text{Dis}_a = \frac{\sqrt[n]{\prod_{s \in \text{Syn}, s \in a} \text{TSV}_s}}{\sum_s (1 - \text{TSV}_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{Syn}, s \in a} \text{TSV}_s}} * \text{Dis}_{\text{syn}} \quad (2.14)$$

从式 (2.12~2.14) 中可以看出, 对分析因果关系的怀疑 $\sqrt[n]{\prod_{i \in a} \text{TSV}_s}$ , 与对传感器因果关系的怀疑 $1 - \text{TSV}_s$ , 是相互依赖的。这其实是不理想的, 因为它否定了对应的传感器因果关系与分析因果关系同时失效的可能; 但同时这又是不可避免的, 因为从信念网络中可以看出, 分析因果关系是必然要通过传感器因果关系才能到达传感器数字的, 我们无法脱离传感器因果关系直接考虑分析因果关系。

但需要说明的是, 存在这种依赖并不意味着没有办法同时判定传感器因果失效与分析因果失效, 这仅意味着无法通过单独的协同关系判定出传感器因果与分析因果同时失效 (除非对二者怀疑程度的计算结果始终相同, 但这只是一种偶然情况), 通过其他协同关系, 如衍生出的协同关系, 是有机会在全局的层面上判定出他们同时失效的。但若在所有协同关系中都存在这种情况, 则确实无法做出判定, 这也是该方法的其中一点局限。

若对每个协同关系都执行上述惩罚分配, 那么惩罚会不断地积累到各个因果关系上。为消除不同累计次数的影响, 我们将惩罚取平均值, 便得到了式 (2.15), 其中 $\text{penalty}_c$ 即因果关系  $c$  受到的平均惩罚, 其大小表明了信念系统在全局层面上对于它有效性的怀疑,  $\text{Dis}_w$  即从协同关系中受到的加权惩罚。与此同时, 对应的因果关系信念 $\text{TSC}_c$ 也将按照式 (2.16~2.17) 进行更新, 其中惩罚取 $1 - e^{-\text{penalty}_c}$ 是为了限制更新幅度在 $[0,1)$ 之间。

$$\text{penalty}_c = \frac{\sum \text{Dis}_w}{m}, w = \{s, a\} \quad (2.15)$$

$$\text{TSC}_c = \psi(\text{TSC}_c - (1 - e^{-\text{penalty}_c})) \quad (2.16)$$

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 1 \\ x, & \text{if } 1 \geq x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

### 2.3.3 惩罚失效与信念恢复

若我们不断地对某个因果关系施加惩罚, 最终其  $\text{TSC}$  会降为 0。这时, 我们认为该因果关系已经失效, 并将其所在协同关系的不协同全部归因于它; 更进一



步地，我们认为这些协同关系对于其他对象而言也已经失效，因为它已经无法对它们施加惩罚。为了将这种“惩罚失效”的情况修正到信念评估的过程中，本论文进一步引入“有效一致性距离”与“有效协同关系数量”的概念。

有效一致性距离的解析式如式（2.18）所示，该距离不再是针对整个协同关系而言，而是针对其中的某个因果关系  $c$  或传感器数字  $c$  而言，当其余因果关系信念出现下降时，针对  $c$  的一致性距离也会下降。特别地，当其余某个  $TSC_i = 0$  时， $c$  的有效一致性距离也为 0。

$$Dis_c = Dis_{syn} * \sqrt[n]{\prod_{i \in syn, i \neq c} TSC_i} \quad (2.18)$$

有效协同关系数量的解析式如式（2.19）所示，同样，它也是针对某个因果关系  $c$  或传感器数字  $c$  定义的，它表示了当前知识库中关于  $c$  的知识丰富度，当相关协同关系有效性下降时，即相关因果关系有效性下降时， $c$  的知识丰富度也会对应下降，以动态缩放对  $c$  的累计惩罚。

$$N_c = \sum_{syn} \sqrt[n]{\prod_{i \in syn, i \neq c} TSC_i} \quad (2.19)$$

引入上述概念后，修正式（2.10）、式（2.13~2.15）分别为式（2.20）、式（2.21~2.23）。

$$\mu_i = \frac{\sum_i (Dis_{syn} * \sqrt[n]{\prod_{i \in syn} TSC_i})}{\sum_{syn} \sqrt[n]{\prod_{i \in sync} TSC_i}} \quad (2.20)$$

$$Dis_s = \frac{1 - TSV_s}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in syn, s \in a} TSV_s}} * Dis_{syn} * \sqrt[n]{\prod_{i \in syn, i \neq c} TSC_i} \quad (2.21)$$

$$Dis_a = \frac{\sqrt[n]{\prod_{s \in syn, s \in a} TSV_s}}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in syn, s \in a} TSV_s}} * Dis_{syn} * \sqrt[n]{\prod_{i \in syn, i \neq c} TSC_i} \quad (2.22)$$

$$penalty_c = \frac{\sum Dis_w}{\sum_{syn} \sqrt[n]{\prod_{i \in syn, i \neq c} TSC_i}} \quad (2.23)$$

当对于某因果关系的惩罚均失效时，如判断出不一致的原因不在于它，应允许其信念逐渐回升，但考虑到因果关系描述的是一种长期存在的关系，那么若因果关系先前的信念越低，其就应该越难恢复，这也使得当出现周期性故障时，TSC能有一个相对稳定的评估结果。具体信念回升遵循式(2.24)，其中 $\alpha$ 为超参数， $\epsilon$ 为最小信念回复幅度，用于防止TSC接近0时回升幅度也接近0。

$$\text{recovery}_c = \max(\text{TSC}_c^\alpha, \epsilon) \quad (2.24)$$

结合式(2.16)与式(2.24)，得到TSC的综合更新式如式(2.25~2.27)所示，其表示当且仅当惩罚为0时，TSC才会增长，且限制更新后TSC大小在[0,1]之间。

$$\text{update}_c = (e^{-\text{penalty}_c} - 1) + \theta(\text{penalty}_c) * \max(\text{TSC}_c^\alpha, \epsilon) \quad (2.25)$$

$$\theta(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x > 0 \\ 1, & \text{if } x = 0 \end{cases} \quad (2.26)$$

$$\text{TSC}_c = \psi(\text{TSC}_c + \text{update}_c) \quad (2.27)$$

#### 2.3.4 评估失效与信念干预

从式(2.20)以及式(2.23)中可以看出，有效协同关系数量作为分母出现在计算式内，那么它便不能等于0，但实际上这是可能的，因此下面我们讨论这种情况。2.2.4中提到有效协同关系数量的含义为当下全局对于某因果关系或传感器数字的知识丰富度，那么当该值等于0时，意味着知识丰富度等于0，意味着当下我们没有任何根据去评估这个因果关系或传感器数字的信念，即“评估失效”。

具体地，当式(2.20)分母为0时，TSV的计算值将等于nan(not a number)，若将nan指代为“无法评估”含义的话，那么此时表示无法评估该测量值信念是合理的。进一步，该nan值将会随着计算过程逐渐扩散开来——首先，因为惩罚分配权重是根据TSV计算的，所以它也会等于nan，其次导致分配的惩罚 $\text{Dis}_w$ 为nan，然后再导致因果关系c的惩罚 $\text{penalty}_c$ 变为nan。这时，我们并不希望 $\text{penalty}_c$ 直接变为nan，因为我们仍然可能通过其他协同关系评估因果关系c的信念。因此，修正式(2.23)为式(2.28~2.30)，以终止nan值以此种方式进一步扩散。

$$\text{penalty}_c = \frac{\sum \Lambda(\text{Dis}_w)}{\sum_{\text{syn}} (\Xi(\text{Dis}_w) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} \text{TSC}_i})} \quad (2.28)$$

$$\Lambda(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \text{ is nan} \\ x, & \text{else} \end{cases} \quad (2.29)$$

$$\Xi(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \text{ is nan} \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (2.30)$$

类似地, 当式 (2.23) 或式 (2.28) 分母为 0 时, 对因果关系  $c$  的惩罚  $\text{penalty}_c$  变为  $\text{nan}$ , 其信念更新  $\text{update}_c$  变为  $\text{nan}$ , 最终  $\text{TSC}_c$  也变为  $\text{nan}$ , 表示无法评估该因果关系信念。特殊地, 当某  $\text{TSV}=\text{nan}$  时, 说明  $\sum_{\text{syn}} \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} \text{TSC}_i} = 0$ , 所以此时  $\text{penalty}_c = \text{TSC}_c = \text{nan}$ , 即当无法评估某测量值信念时, 也无法评估对应的传感器因果信念。

从以上分析可以看出, 本论文所提出的信念评估方法其实是一种基于全局知识的交叉评估方法, 那么当客观存在相对大量的故障时, 一种较理想的情况是可以判断出大量的评估失效, 另外一种不理想的情况则是出现判断上的“颠倒黑白”, 即多数应该失效的因果关系没有失效, 反而导致了不应该失效的因果关系失效。为了弥补这一缺陷, 本论文允许人为对各因果关系信念的下降速度进行干预, 以调整全局对各对象的怀疑排名。因此, 将式 (2.28) 再修正为式 (2.33), 其中  $\text{decay}$  即为非负的信念衰减系数, 当不存在干预时  $\text{decay}=1$ , 当更信任因果关系  $c$  时  $\text{decay}<1$ , 当更怀疑它时  $\text{decay}>1$ , 当  $\text{decay}=0$  时, 因果关系  $c$  的信念不会下降。

综合以上所有修正, 得到最终  $\text{TSV}$  与  $\text{TSC}$  计算式如 (2.31~2.35) 所示, 对应全局总体信念评估流程如图 2.4 所示。

$$\text{TSV}_s = 1 - \frac{\sum_i (\Gamma(\text{dis}_{\text{syn}}, \epsilon_{\text{syn}}) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}} \text{TSC}_i})}{\sum_{\text{syn}} \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}} \text{TSC}_i}} \quad (2.31)$$

$$\text{TSC}_c = \psi(\text{TSC}_c + (e^{-\text{penalty}_c} - 1) + \theta(\text{penalty}_c) * \max(\text{TSC}_c^\alpha, \epsilon)) \quad (2.32)$$

$$\text{penalty}_c = \frac{\sum \Lambda(\text{Dis}_w)}{\sum_{\text{syn}} (\Xi(\text{Dis}_w) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} \text{TSC}_i})} * \text{decay}_c \quad (2.33)$$

$$\text{Dis}_w = W(\sum_s (1 - \text{TSV}_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} \text{TSV}_s, w} * \Gamma(\text{dis}_{\text{syn}}, \epsilon_{\text{syn}}) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} \text{TSC}_i}) \quad (2.34)$$

$$W(\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in S_{syn}, s \in E_a} TSV_s}, w) = \begin{cases} \frac{1 - TSV_s}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in S_{syn}, s \in E_a} TSV_s}}, w = s \\ \sqrt[n]{\prod_{s \in S_{syn}, s \in E_a} TSV_s} \\ \frac{\sqrt[n]{\prod_{s \in S_{syn}, s \in E_a} TSV_s}}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in S_{syn}, s \in E_a} TSV_s}}, w = a \end{cases} \quad (2.35)$$

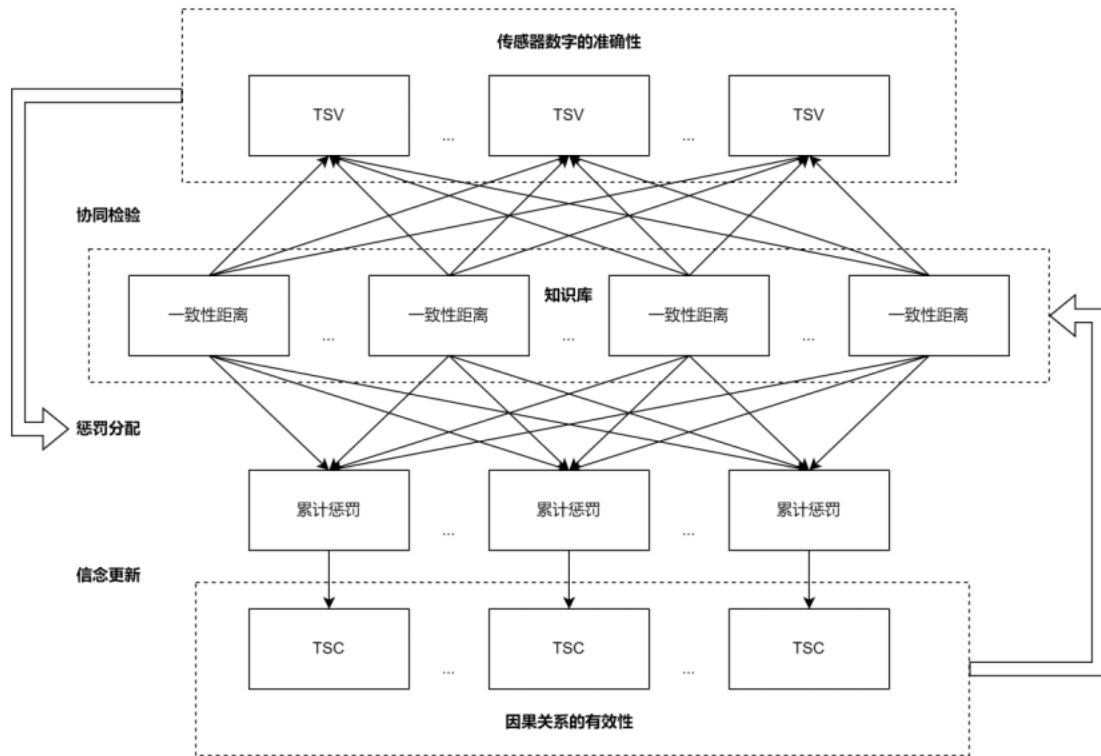


图 2.4 信念评估总体流程

## 2.4 信念系统工程化

### 2.4.1 初始知识库构建

知识库通过字典的形式存储了关于冷热源机房传感器数字间所有可能联系的原生协同关系（即包含一个分析因果关系与若干个传感器因果关系的协同关系），其表示了对于这个冷热源系统的初始知识，每个原生协同关系下的字段及其含义如表 2.1 所示。

表 2.1 知识库中协同关系字段说明

字段名称	说明
Type	包含的分析因果关系的模型类别，用于调用相关函数
thresh	一致性距离的离散阈值，若无此字段使用缺省值

inputnames	分析因果关系所连接的一部分实在对象, 对应了相关函数的输入变量
outputnames	分析因果关系所连接的另一部分实在对象, 对应了相关函数的输出变量
Relationship	分析因果关系的补充信息, 也作为所调用函数的输入

其中对分析因果关系模型的具体形式不做任何限制, 可以是所谓的“白箱模型”、可以是所谓的“黑箱模型”, 也可以是其他, 只要将该模型表达为“输入-输出”的形式, 并将该模型注册到计算引擎内, 就能够使用并评估这条知识。

对于冷热源机房而言, 我们可以具有关于设备性能的知识, 如某水泵在某转速下, 多少流量对应了多少扬程; 具有关于联锁控制的知识, 如冷机、一次泵、冷却泵应当同时开启或关闭; 具有关于物理规律的知识, 如质量守恒、能量守恒; 具有关于取值区间的知识, 如某测量值正常取值在什么范围内; 还有关于统计的知识, 如通过统计发现某些测量值之间存在着相关性……等等, 本论文所使用的完整知识库见附录 A。

为了定量描述以上知识, 本论文引入了以下几种分析因果模型:

(1) 设备模型。这代表了一个模型类别的集合, 包含了 {'ChilledPump', 'CoolingPump', 'SndPump', 'Chiller'}, 模型均来源于 Trnsys 说明文档, 在此不做进一步展开;

(2) 线性模型。对应 Type=linear, 模型解析式如式 (2.36) 所示, 其中  $x$  为输入变量, 取值根据字段 inputnames 进行查找;  $y$  为因果关系期望的输出, 实际取值可以根据字段 outputnames 进行查找;  $k^T$  为系数向量, 记录在 Relationship 字段中;

$$y = k^T x \quad (2.36)$$

(3) 不等式模型。对应 Type=inequality, 模型解析式如式 (2.37) 所示, 该因果关系的含义为希望  $k_0 x_0 + k_1 x_1 + \dots + k_{n-1} x_{n-1} \leq k_n x_n$ , 这时输出为 0, 否则输出它们之间的差值。类似地,  $x$  为输入变量,  $k^T$  为系数, 但是此时令 outputnames='unscale', 并规定 'unscale' 取值为 0, 标准差为 1, 以便于后续一致性距离计算;

$$y = \max(k^T x, 0), k^T = (k_0, k_1, \dots, -1) \quad (2.37)$$

(4) 逻辑规则模型。对应 Type=logic, 模型解析式如式 (2.38) 所示,  $f_{mn}$  表示逻辑判断语句, 该因果关系模型表示若输入满足逻辑判断则输出 0, 否则输出  $p$ 。具体逻辑规则记录在 Relationship 字段中, 同样令 outputnames='unscale';

$$y = p * \neg\{[f_{11}(x) \text{ and } \dots \text{ and } f_{1n}(x)] \text{ or } \dots \text{ or } [f_{m1}(x) \text{ and } \dots \text{ and } f_{mn}(x)]\} \quad (2.38)$$

(5) 逻辑残差模型。对应 Type=logicres, 模型解析式如式 (2.39) 所示,  $f_n$  为逻辑判断语句,  $g_n$  为残差计算函数, 该模型是不等式模型与逻辑规则模型的一

种结合，其目的在于为后者的输出添加梯度信息，当输入满足某条逻辑规则时，其输出 0 或计算残差。 $f_n$  与  $g_n$  的信息均记录在 Relationship 中，`outputnames='unscale'`。

$$y = f_1(x)g_1(x) + \dots + f_n(x)g_n(x) \quad (2.39)$$

## 2.4.2 张量化运算

式 (2.31~2.35) 中变量均为标量，在实际工程化中，我们需要将它们以某种数据格式组织起来以便于计算。当然，我们完全可以将这些标量一维展开，存储在一个列表中，但这样就忽视了标量之间的内在联系，不仅降低了数据的可读性，而且为程序的增删改查带来非常高的时间复杂度。对于这种情况，工程中常常使用张量对数据进行存储及运算。

张量是一种用基向量与分量表示变量的方式，是标量、矢量、矩阵概念的进一步拓展，它具有非常强大的表示能力，能够以一种相对简洁的方式表达变量间复杂的联系；同时，它还具备着支持线性运算的优良特性，这使得它对于程序计算十分友好，能够显著提高计算速度。因此，本论文便将式 (2.31~2.35) 尽可能地转化为张量运算，其计算过程如图 2.5 所示，相关解释如下。



定义因果关系信念向量  $TSC = (tsc_i)_{1 \times (m+n)}$ ,  $tsc_i = TSC_i \in [0, 1]$ ;

定义对数因果信念向量  $LTSC = \log(TSC) = (ltsc_i)_{1 \times (m+n)}$ , 并规定  $\log(0) = -\text{inf}$ ,  $e^{-\text{inf}} = 0$ ;

定义一致性距离矩阵  $D = (d_{ij})_{n \times n}$ ,  $d_{ij} \geq 0$ 。若  $\exists c_{ijk} \neq 0$ ,  $d_{ij}$  表示对应协同关系下的一致性距离; 若  $\forall c_{ijk} = 0$ ,  $d_{ij} = 0$ 。具体地, 对于一致性距离的计算遵循式 (2.1), 并规定: 决策变量由那些在因果关系模型输入变量集合, 但不在协同关系测量变量集合的变量构成。

当协同关系中包含 2 个分析因果关系时, 我们可以将式 (2.1) 变形为式 (2.40)。以图 2.2 为例, 若考虑图 2.2 所指派生协同关系, 那么决策变量  $x_{c_0}^T$  对应 {分流量 1};  $x_{c_1}^T, x_{c_2}^T = x_1^T, x_2^T$  对应 {转速, 分流量 2}, 仅作为常量用于补全分析因果模型输入;  $f_1, f_2$  对应两个因果关系模型;  $f_1(x_{c_0}^T, x_{c_1}^T), f_2(x_{c_0}^T, x_{c_2}^T)$  对应 {扬程}, {总流量}, 表示两个因果关系模型的输出; 而当协同关系中仅包含 1 条分析因果关系时, 构成决策变量的交集为空, 所以将式 (2.1) 简化为式 (2.41), 直接判断该点是否在协同域内。此外, 注意到  $D$  是一个对称矩阵, 所以我们只填充上半个矩阵。

$$\begin{aligned} \text{dis} &= \min(\| (x_1^T, x_2^T, y_1^T, y_2^T) - (x_{c_1}^T, x_{c_2}^T, f_1(x_{c_0}^T, x_{c_1}^T), f_2(x_{c_0}^T, x_{c_2}^T)) \|^2) \\ &= \min(\sqrt{(\| (x_1^T, y_1^T) - (x_{c_1}^T, f_1(x_{c_0}^T, x_{c_1}^T)) \|^2)^2 + (\| (x_2^T, y_2^T) - (x_{c_2}^T, f_2(x_{c_0}^T, x_{c_2}^T)) \|^2)^2}) \end{aligned} \quad (2.40)$$

$$\text{dis} = \| (x_0^T, y_0^T) - (x_0^T, f(x_0^T)) \|^2 \quad (2.41)$$

定义离散阈值矩阵  $T = (t_{ij})_{n \times n}$ ,  $t_{ij} \geq 0$ 。其存储了对应位置一致性距离的 0-1 离散化阈值;

定义离散一致性距离矩阵  $DD = (D - T) > 0 = (dd_{ij})_{n \times n}$ ,  $dd_{ij} \in \{0, 1\}$ ;

定义扩展一致性距离张量  $ED = (ed_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ , 对任意  $k$  有  $ed_{ijk} = dd_{ij}$ ;

定义现象有效性张量  $FV = \sqrt[\text{num}]{C * e^{C \cdot L}} = (fv_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ ,  $fv_{ijk} \in [0, 1]$ 。其中

$L = \begin{bmatrix} LTSC \\ \vdots \\ LTSC \end{bmatrix}^T = (l_{ij})_{(m+n) \times (m+n)}$ , 即  $L$  将行向量  $LTSC$  重复  $m+n$  次后再转置, 将信念取对数再取指数是为了将式 (2.18) 中的连乘转换为连加, 外部乘以  $C$  使得若  $k$  不在协同关系  $(i, j)$  中,  $fv_{ijk} = 0$ , 开根求取几何平均数则是确保后续计算时量纲

一致。 $fv_{ijk}$  描述了对于测量值  $k$ , 离散一致性距离  $dd_{ij}$  的有效性;

定义知识有效性张量  $KV = \sqrt[\text{num}]{C * e^{C \cdot (L * E)}} = (kv_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ ,  $kv_{ijk} \in [0, 1]$ 。

其中  $E = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{(m+n) \times (m+n)}$ , 即  $E$  为对角线元素取 0 其余元素取 1 的方阵。



$kv_{ijk}$ 描述了对于因果关系  $k$ ，离散一致性距离  $dd_{ij}$  的有效性；

定义测量值信念向量  $TSV = 1 - \frac{(FV*ED).sum(-1).sum(-1)}{FV.sum(-1).sum(-1)} = (tsv_i)_{1 \times m}$ ， $tsv_i \in [0, 1]$ ，其中  $sum(-1)$ 表示对最后一个维度求和；

定义权重张量  $W = (w_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ ， $w_{ijk} \geq 0$ ， $w_{ijk}$ 表示因果关系  $k$  在协同关系  $(i, j)$  中的惩罚分配权重，即式 (2.35)，若  $k$  不在  $(i, j)$  中， $w_{ijk} = 0$ ；

定义加权有效性距离张量  $WD = KV * ED * W = (wd_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ ， $wd_{ijk} \geq 0$ ，表示了协同关系  $(i, j)$  分配给因果关系  $k$  的有效惩罚；

定义权重失效检测张量  $F = (f_{ijk})_{n \times n \times (m+n)}$ ， $f_{ijk} \in \{0, 1\}$ 。0 表示  $wd_{ijk} = nan$ ，1 表示  $wd_{ijk} \neq nan$ ；

定义信念衰减系数向量  $Dec = (dec_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $dec_i \geq 0$ ；

定义有效平均惩罚向量  $P = \frac{(F*WD).sum(0).sum(0)}{(F*KV).sum(0).sum(0)} * Dec = (p_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $p_i \geq 0$ 。  $p_i$  表示全局对于因果关系  $i$  的有效平均惩罚，出于便于书写的目的，规定  $0 * nan = 0$ ；

定义信念衰减向量  $BD = \frac{ep * ma}{\max(ep)} = (bd_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $bd_i \in [0, 1]$ 。其中  $ep = 1 - e^{-P} = (ep_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $ma \in [0, 1]$  是单次最大信念衰减幅度的超参数，其应当可以被 1 整除，缩放的目的是为了防止怀疑程度不同的多个因果关系信念同时降为 0，这有可能会干扰计算；

定义信念恢复向量  $BR = (P == 0) * \max(TSC, \epsilon) = (br_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $br_i \in [\epsilon, +\infty)$ ；

定义信念更新向量  $U = BR - BD = (u_i)_{1 \times (m+n)}$ ；

定义评估失效向量  $Mask = (mask_i)_{1 \times (m+n)}$ ， $mask_{ij} \in \{0, 1\}$ 。若  $u_i = nan$ ， $mask_i = 0$ ，否则  $mask_i = 1$ 。当  $Mask$  发生变化时，依据式 (2.42) 更新协同关系张量  $C$ ，以抑制掉失效协同关系。

$$C_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{if } C_{ij} * Mask \neq C_{ij} \\ C_{ij}, & \text{else} \end{cases} \quad (2.42)$$

### 2.4.3 输出结果解释

通过上述计算，我们将得到每个时间步下对每个传感器测量值的数字信念  $TSV$  以及各个因果关系有效性的信念  $TSC$ 。 $TSV$ 、 $TSC$  取值均在  $[0, 1]$  之间，取值越高表示越可信，当出现无法评估情况时取值为  $nan$ ，且之后需要人为干预才能重新激活对其评估。值得一提的是，从  $TSV$  与  $TSC$  的计算公式中可以看出，前者是  $[0, 1]$  之间的连续变量，后者只有在计算未收敛时才是  $[0, 1]$  之间的连续变量，当计算收敛其变为取值  $\{0, 1\}$  的离散变量，在实际生产过程中可以根据需要自行调整每个时间步下的迭代次数，以平衡敏锐性与稳定性。

此外，得益于评估过程的完全可解释性，任一数字的计算依据都可通过日志保存，通过日志查阅，我们可以理解为何判定某因果关系失效或未失效，进而帮助我们对知识库以及评估参数进行调整，日志输出的字段及其含义如表 2.2 所示。

表 2.2 记录日志字段说明

字段名称	说明
causal_name	因果关系名称
syn_loc	协同关系索引，对应初始协同关系矩阵中的位置
dis	一致性距离，缺省值为 0
dis_thr	该协同关系下一致性距离的离散阈值
related_causalty	构成协同关系的因果关系，其包含了三部分信息： 因果关系索引，对应因果关系向量中的位置； 因果关系名称； 因果关系上一次迭代的信念

## 第3章 验证数据生成

### 3.1 模拟数据验证的有效性

为验证上述信念系统，需要大量且丰富的传感器数据，但实际中我们很难以一种可接受的代价获取到这样的数据，并且这些实际数据也常常没有故障标签，这使得我们无法对实验结果做出是否与理论相一致的判断，所以本论文将视角转向模拟数据，并借助 TRNSYS 生成丰富的传感器数据及数据标签。值得一提的是，虽然模拟数据用于验证的有效性常为人诟病，但对于本论文而言其仍是最佳选择：

首先，回到一个较为普遍的视角，我们如何相信一个理论？穆勒指出我们无法超越经验<sup>[46]</sup>，只要一个事物在所有被发现的事例中均为真，我们就可以暂且安全地相信它为真，但我们无法断言它在经验之外的事例中也为真。这表明我们需要尽可能的扩大经验数据范围，而实际数据出于安全性等考虑，基本不可能提供这样丰富的数据；

其次，本论文理论并不关注冷热源系统的具体形式，它意在通过传感器数字监管描述冷热源系统的各种规则、算法模型，并反过来利用这些模型评估传感器数字本身，它不会直接评估冷热源系统的状态，所以我们可以认为仿真系统没有没有很完善地还原了某个真实的冷热源系统，但无法否认在实际中可能恰好存在一个冷热源系统与仿真系统的表现一致，在这个层面上模拟数据等效于实际数据。综上，本论文认为使用模拟数据验证是有效的。

### 3.2 TRNSYS 简介

#### 3.2.1 TRNSYS 计算原理

TRNSYS，全称 Transient System Simulation Program，是一款开源、模块化的瞬态系统模拟仿真软件，得益于其开放性与可拓展性，其常被用于满足各类定制化需求，如区域能源模拟、建筑能耗模拟、太阳能系统模拟、空调系统模拟、电池系统模拟等。

TRNSYS 将待仿真系统抽象为一幅拓扑图，其中节点，即模块 (Type)，可以不断地递归为更小的子系统，模块之间通过边相连，边维护了两端连接模块的数据同一性，如质量同一、温度同一、控制信号同一等，其仿真模拟过程即是寻得一组解，使得此时的每个模块的输出都满足收敛性要求。

每个模块可以被看作是一个由若干个输入与若干个输出构成的黑箱，其中输入又被分为随时间变化输入与不随时间变化输入，前者如流量、温度等被称为“INPUTS”，后者如面积、额定容量等被称为“PARAMETERS”。在进行一次完整的多时间步仿真过程中，TRNSYS 不允许中途修改 PARAMETERS。

拓扑图的结构、各模块的外部文件引用以及 PARAMETERS 信息都被保存在一个 .dck 文件中，当仿真开始时，TRNSYS 将解析该文件，并依据其上描述依次调用内部计算引擎、加载外部数据，完成求解。根据文档说明，其求解原理如下：当一个新的时间步开始，TRNSYS 按照 dck 文件中模块出现的顺序依次调用各模块，并记录下各模块的输出；然后，根据模块间的连接关系，将这些输出作为对应模块新的输入，再次调用模块并记录输出；不断重复迭代上一步骤，直至两次输出结果的差异满足收敛性要求，则完成此时间步的计算，进入下一时间步的求解。可以看出，若计算收敛，每个时间步的求解是相互独立的，这便为本论文所搭建的二次开发平台提供了可行性基础。

### 3.2.2 TRNSYS 功能局限

TRNSYS 仿真并不是完美的，它在功能上存在一些局限性，主要表现有两点。第一，它无法在一个连续的仿真过程中，中途修改一些配置，如模块的 PARAMETERS 与外部引用文件。而本论文对于故障数据的模拟正是通过修改这些配置实现，若仅依靠原始的 TRNSYS，我们将不得不手动地把一段连续时间的仿真切割为若干个更小时间段的仿真，且具体配置也会出现组合爆炸的情况；第二，它无法对压力相关项进行仿真。这是对于实际冷热源系统模拟的较大缺失，不仅会丢失所有的压力传感器测量数据，而且还会假定其他传感器数据是在压力不变下测得，这在很大程度上损害了数据的丰富性，致使模拟数据不足以验证理论。所以，本论文将对 TRNSYS 进行二次开发，以弥补上述不足。

## 3.3 TRNSYS 二次开发

### 3.3.1 正则表达式

从 3.1 节的原理介绍中可以看出，TRNSYS 的计算基本由 dck 文件完全定义，实际上 TRNSYS 本身也支持通过命令行直接调用计算引擎解析 dck 文件，以实现脱离图形化界面的仿真。dck 文件本质是一种满足特定语法规则的文本文件（具体语法规则见软件说明文档），因此，理论上可以通过重写 dck 文件来实现更加灵活的仿真。而本论文，便是通过正则表达式对 dck 文件以及外部性能引用文件动态重写，实现 TRNSYS 的二次开发。

正则表达式 (regular expression) 可以理解为一类字符串的共同特征描述, 因此它能够在众多的文本中找到满足其描述的字符串, 进而实现取出或替换等操作。最基本的正则表达式由元字符以及普通字符构成, 前者即描述字符的字符, 其并不限于一个字符, 本论文所涉及到的常见元字符如表 3.1 所示; 后者则是除了元字符之外所有其他的字符, 如字母、数字、标点符号等, 正则表达式之间可以进行递归嵌套。

表 3.1 常见元字符含义说明

元字符	说明
\	转义字符, 将元字符转译为普通字符或相反
.	匹配除换行符外任意单个字符
*	匹配前面的子表达式 0 次或多次
+	匹配前面的子表达式 1 次或多次
?	修饰多次匹配元字符, 表示尽可能少的匹配, 即非贪婪模式
[abc]	匹配中括号内任一字符
(pattern)	分组, 匹配并获取小括号内的子表达式
\g<number>	分组替换时使用, 匹配第 number 个组
(?=pattern)	前向查找, 在匹配 pattern 之前的位置查找
(?<=pattern)	后向查找, 在匹配 pattern 之后的位置查找
\s	匹配任何空白字符
\S	匹配任何非空白字符
\d	匹配任何数字
\t	匹配制表符
\n	匹配换行符

### 3.3.2 依赖文件重写

为实现 TRNSYS 计算依赖文件的定向自动化重写, 该节针对 TRNSYS18 生成的 dck 文件与设备性能曲线文件 (如下所示), 抽象出了五种通用正则表达式模板, 其中前四种用于修改 dck 文件, 后一种用于修改性能曲线文件, 具体说明如下。

#### 示例 DCK 文件节选

```
...
START=3625
STOP=6553
STEP=1
...
* Model "CoolingPump2" (Type 747)
*
```

```
UNIT 5 TYPE 747 CoolingPump2
*$UNIT_NAME CoolingPump2
*$MODEL .\Hydronics Library (TESS)\Pumps\Sets the Mass Flow Rate\Single-Speed\Pump
Curve and System Curve Match\Type747.tmf
*$POSITION 589 446
*$LAYER Main #
*$# Constant-Speed Pump - Intersection of System Curve and Pump Curve
PARAMETERS 11
40000      ! 1 Design Flowrate
40.0       ! 2 Design Head
4.19       ! 3 Fluid Specific Heat
1000.0     ! 4 Fluid Density
0.0        ! 5 Motor Heat Loss Fraction
45         ! 6 Logical Unit for Pump Data File
12         ! 7 Number of Pump Flowrates
3          ! 8 Coefficients for System Curve
0.0        ! 9 System Curve Coefficient-1
0.0        ! 10 System Curve Coefficient-2
1.5        ! 11 System Curve Coefficient-3
INPUTS 4
32,3       ! CoolSupDiv-2:Outlet temperature-2 ->Inlet Fluid Temperature
32,4       ! CoolSupDiv-2:Outlet flow rate-2 ->Inlet Fluid Flowrate
sig2       ! ChillerControl:sig2 ->Control Signal
0,0        ! [unconnected] Motor Efficiency
*** INITIAL INPUT VALUES
30 0.0 1.0 0.9
*** External files
ASSIGN "E:\study\TRNSYS18\Tess
Models\SampleCatalogData\Pumps\Single-Speed\SAMPLE_CSP.DAT" 45
*|? Which file contains the pump performance data? |1000
...
```

---

---

#### 示例水泵性能曲线文件节选

---

```
0.25 0.50 0.60 0.70 0.80 1.00 ! Fractional pump speed [0..1]
0.00 2.00 4.00 6.00 8.00 10.0 12.00 14.00 ! Volumetric flow rate [l/s]
3.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 0 l/s
3.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 2 l/s
2.5 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 4 l/s
2.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 6 l/s
0.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 8 l/s
0.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 10 l/s
0.0 0.6 ! Pumpable head and Overall pump efficiency at 0.25 speed and 12 l/s
```

---

一、仿真时段修改。在不违背 TRNSYS 无法在连续时间仿真途中修改配置的前提下，该表达式用于自动化切分仿真时段，一般同时配合其他正则表达式使用。其正则表达式如式 (3.1~2.3) 所示，分别表示匹配 START、STOP、STEP 后的 1 个以上数字（匹配对象已在示例文件中被下划线指出，下同），我们可以将这些数字直接替换为我们希望的起止时间与步长；

$$(?<=START=)\d+ \quad (3.1)$$

$$(?<=STOP=)\d+ \quad (3.2)$$

$$(?<=STEP=)\d+ \quad (3.3)$$

二、模块参数修改。模块的参数通常表示了设备的固有属性，通过调整该参数可以实现对设备性能的改变。其正则表达式如式 (3.4) 所示，其表示首先找到模块名称 {type\_name} 的位置与待修改参数名称 {para\_name} 的位置，然后将这两个位置之间的字符串分为两组进行匹配，第 1 组为任意字符串 ([\s\S]+?)，第 2 组为由 1 个以上数字或小数点构成的字符串 ([\d.]+?)。保留第一组，替换第二组的正则表达式书写方式如式 (3.5) 所示，其中 {sub} 为替换后的参数；

$$(?<="{type_name}")([\s\S]+?)([\d.]+?)(?=\t! [\d.]+ {para_name}) \quad (3.4)$$

$$\backslashg<1>\{sub\} \quad (3.5)$$

三、模块输入修改。通过修改模块输入可以干预模块的控制信号，破坏其控制策略，对应的正则表达式如式 (3.6) 所示，其解释方式与模块参数修改类似，其中 {input\_name} 指代输入字段的名称，(.+?) 的含义为非贪婪地匹配一个由非换行符构成的字符串。同样，其替换也遵循式 (3.5)，其中 {sub} 为替换后的输入；

$$(?<="{model_name}")([\s\S]+?)(.+?)(?=\t! .*?-> {input_name}) \quad (3.6)$$

四、引用路径修改。当我们需要修改模块所引用的性能曲线文件时，我们最好不要原地修改文件，而是新建一个文件，此时便需要修改引用文件的路径，对应的正则表达式如式 (3.7) 所示，{quo\_name} 指代引用字段的名称；

$$(?<="{model_name}")([\s\S]+?)(.+?)(?="\s\d+\n*\n\? {quo_name}) \quad (3.7)$$

五、水泵性能文件修改。水泵性能文件是由一系列工况点构成，修改其中的数字可以实现水泵性能曲线的变形。对于 Type747 或 Type748 的默认性能曲线文件而言，若要降低水泵性能曲线，所使用的正则表达式如式 (3.8) 所示，其将匹配所有工况点下的扬程，将他们替换为更小的数字即可实现性能曲线下降。

$$(?<=\n)[\d.]+(?=\s\d) \quad (3.8)$$

### 3.3.3 压力仿真二次开发

本论文基于伯努利方程对压力进行补充模拟，即当定压点确定时，若忽略高度变化，只要确定动力设备提供的扬程，再结合阻力损失，即可推算出全局各点压力。

水泵的表现是水泵性能曲线与管路阻抗曲线的综合作用结果，虽然 TRNSYS 不考虑对压力的仿真，但却提供了考虑管路阻抗特性的水泵模块（Type747 与 Type748），该模块可以通过参数设置的方式体现不同管路阻抗特性的影响。因此，我们可以通过 3.2.2 节动态参数设置的方式实现对管路阻抗特性的瞬时模拟。

假定管路阻抗曲线满足式 (3.9)，其中  $H$  为阻力， $Q$  为流量， $\alpha$  为阻抗系数。实际中管路阻抗变化的原因在于，当负荷变化时用户需要调整阀门开度实现流量变化，所以本论文假定存在这样一个系统，其负荷、流量、阻抗系数之间满足式 (3.10~2.12) 所示的线性关系。其中， $q$  为负荷， $m$  为期望二次泵流量， $\alpha_2$  为二次环路阻抗系数， $H_s$  代表二次泵控制压差， $\alpha_1$  为一次环路阻抗系数， $k$ 、 $b$  为回归常数。而冷却水环路的阻抗系数则根据式 (3.13) 计算，其中  $C$  为常数， $n$  为并联冷却塔开启台数， $k_3$  为修正系数，其仅定性表示当开启多台冷却塔时，总体阻抗系数下降。

$$H = \alpha Q^2 \quad (3.9)$$

$$m = k_0 q + b_0 \quad (3.10)$$

$$\alpha_2 = H_s / m^2 \quad (3.11)$$

$$\alpha_1 = k_1 \alpha_2 + b_1 \quad (3.12)$$

$$\alpha_3 = k_3 \frac{C}{n} \quad (3.13)$$

通过以上计算我们便确定了各水泵的工况点，那么在忽略高差、忽略沿程阻力，视任意局部阻力系数为常数的情况下，我们便可根据式 (3.6) 计算任意一点压力，其中  $p$  为环路任意点压力， $base$  为定压点， $h$  为水泵扬程， $m$  为流量， $s$  为局部阻力系数。特殊地，对于涉及绝对压力变化的故障模拟，受仿真能力所限，本论文将其限定为漏水，表现为定压点压力下降。

$$p_i = base + h - m \sum_i s_i \quad (3.5)$$

### 3.3.4 总体仿真流程

综合以上说明，TRNSYS 二次开发平台的总体仿真流程如图 3.1 所示。首先，生成传感器故障索引与非传感器故障索引（索引可以为空），然后按照非传感器故障索引重写  $dck$  文件与外部索引文件，其次调用 TRNSYS 内核计算并保存输出，对每个时间步执行上述操作后合并输出结果，最后再根据传感器故障索引引



入传感器故障。至此，TRNSYS 二次开发平台完成了一次完整的仿真。

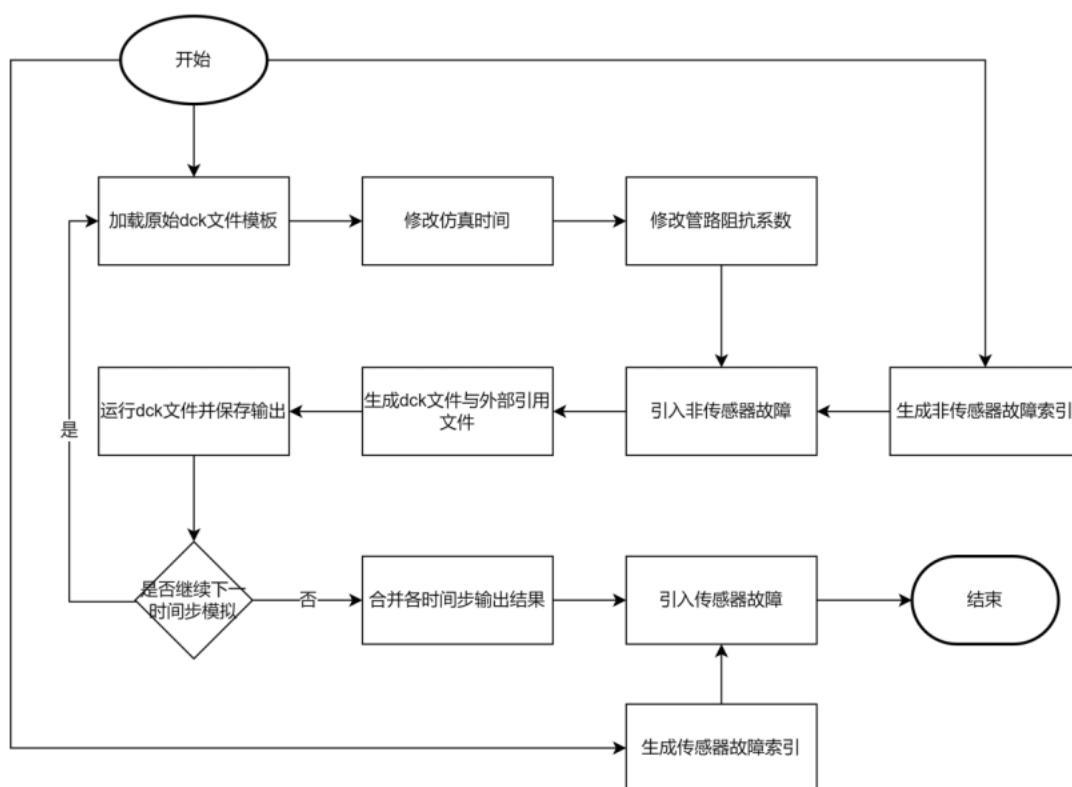


图 3.1 TRNSYS 二次开发平台仿真流程图

## 第 4 章 实验验证与结果分析

### 4.1 实验设计

#### 4.1.1 仿真冷热源系统介绍

基于第三章所述的 TRNSYS 二次开发平台,对如图 4.1 所示的二次泵系统进行仿真,设备明细见表 4.1。该系统中一台冷机配一台一次泵与一台冷却泵,并采用连锁启停的控制方式;二次泵转速采用压差控制,始终维持压降为 28.89m,运行允许最低流量为 9000kg/hr;当冷却泵开启时冷却塔全部开启;冷却水环路定压点与冷冻水环路定压点分别选取在冷却泵入口处与一次泵入口处。因冷热源系统运行优化并非本文研究重点,故不再对负荷计算、设备选型与控制策略作进一步讨论。

系统监测物理量,即模拟传感器测量位置,在图 4.1 中以圆圈表示,其中既包括了 Trnsys 原始输出的监测变量,也包括了二次开发后补充的压力变量,还包括了根据其他变量计算得到的虚拟监测变量,共计 64 个。虚拟监测变量的作用一方面在于简化计算,另一方面在于处理实际生产中某传感器的缺失。当用于计算虚拟变量的其他变量出现异常时,虚拟变量会同步受到异常影响,等效于同时出现多个因果关系矛盾,因此其引入不会影响本文理论的验证。

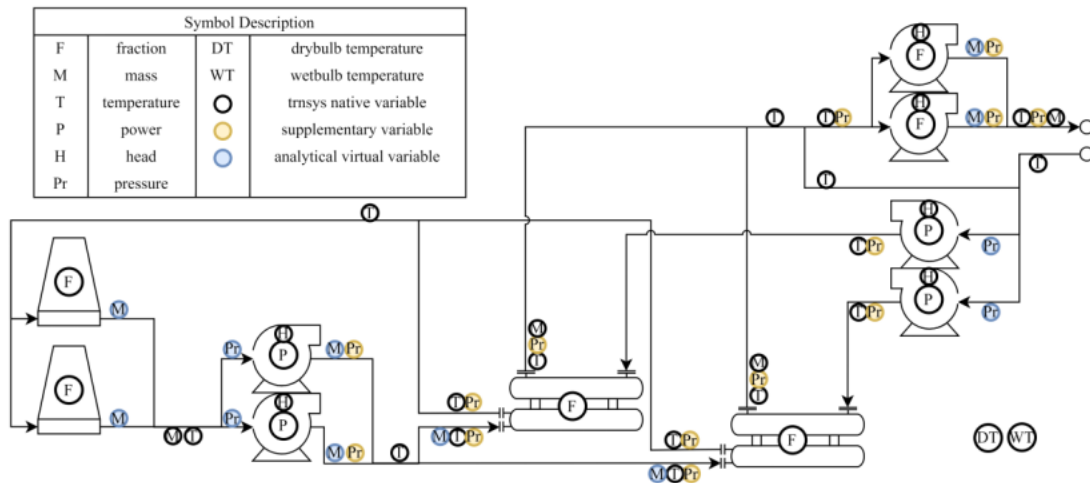


图 4.1 二次泵系统拓扑图

表 4.1 二次泵系统设备明细表

设备名称	模组编号	数量
冷水机组	Type666	2

定频一次泵	Type747	2
定频冷却泵	Type747	2
变频二次泵	Type748	2
闭式冷却塔	Type510	2

## 4.1.2 案例生成策略

### 4.1.2.1 设计思路概述

从本论文意图解决的问题出发,即评估单个传感器数字是否准确?以及多个传感器数字间协同性是否有效?验证案例一方面需要包含准确的传感器数字与不准确的传感器数字,另一方面需要包含符合协同性的传感器数字组合与不符合协同性的数字组合。对于前者我们可以通过引入传感器故障实现,对于后者则需要考虑以下几种情况。

第一种情况是现实冷热源系统中确实存在故障,已知的协同性是记录系统完全正常情况下各变量数字间的协同性,所以当系统不正常时出现协同性不符,这种情况可以通过引入传感器故障或系统故障实现;第二种情况是不考虑现实中冷热源系统有无故障,协同性自身的描述就不够准确,如模型精度不够,所以可能在任何时刻出现协同性不符,这种情况可以通过引入欠拟合模型实现。

在后续的案例中将或单独、或混合使用以上实现手段,并将传感器故障与系统故障统称为客观故障,欠拟合模型称为主观错误,更多关于客观故障与主观错误的描述见下。

### 4.1.2.2 客观故障

之所以将传感器故障与系统故障做区分,是因为当它们发生时,对外的表现都是传感器数字异常,但若仅是传感器故障,系统运行可能并不受影响,若是系统故障,则系统运行一定会受影响。

对于传感器故障而言,本论文中引入了如图4.2所示的几种类型:死值,从0至100中随机抽取一个数字,令传感器读数保持该数字不变;偏移,令传感器读数始终比真实数字高一个常数,该常数取对应传感器历史数据的标准差;漂移,令传感器读数相距真实数字越来越远,远离速度为0.1倍历史数据标准差;波动,从某正态分布中随机抽取一个数字作为传感器读数,该正态分布的均值等于传感器的真实读数,方差等于传感器历史数据的方差。

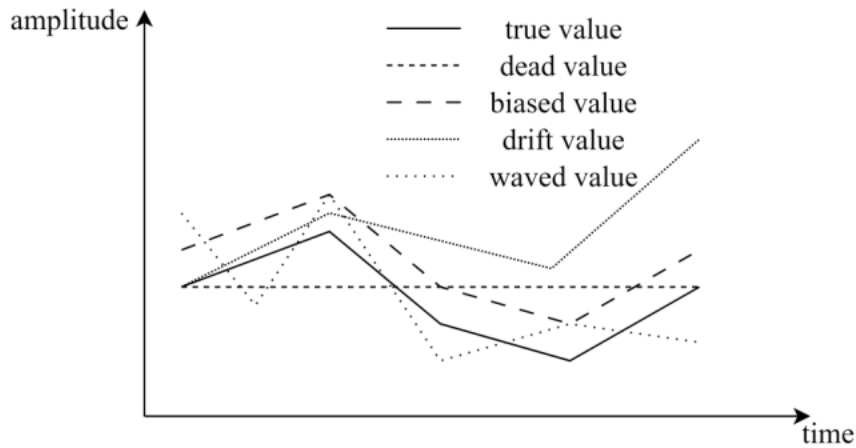


图 4.2 二次泵系统拓扑图

对于系统故障而言，因受仿真计算收敛性的限制，无法仿真较为严重的故障，所以仅引入了以下几种故障：冷却塔异常关闭，当开启两台冷却塔时关闭一台冷却塔；冷却泵异常开启，当配套冷机未开启时单独开启冷却泵；水泵性能衰减，逐渐降低水泵性能曲线至 80%初始水平，包括一次泵、二次泵及冷却泵；管路漏水，逐渐降低定压点压力至 60%初始水平，包括冷却水环路与冷冻水环路。

#### 4.1.2.3 主观错误

协同性描述不准确是非常常见的问题，特别是对于某些泛化性能不佳的模型，在特定情况下模型的偏差会超过预期。为此，当进行主观错误案例验证时，本论文将在知识库中引入一条如式（4.1）所示的知识，并将该因果关系命名为 `unfit`，其偏差更小的表达方法如式（4.2）；此外，还有一种较为隐蔽的协同性描述不准的情况，即最优化没有找到全局最优解，或陷入局部最优，或提前停止寻优，这种情况将通过增大最优化收敛阈值实现。

$$y = 0.9 * x \quad (4.1)$$

$$y = 0.998 * x \quad (4.2)$$

## 4.2 实验结果与分析

### 4.2.1 客观故障案例

#### 4.2.1.1 传感器故障

借助 Tmsys 二次开发平台生成连续 120h 的逐时数据，每过 20h 额外触发一批传感器故障，使得传感器的同时故障率阶梯式提升至 5%、10%、25%、50%、100%。与实际生产过程中类似，不同传感器涉及到规律的数量、类型不同，我

们对不同传感器测量能力的把握也不相同, 所以为了帮助全局的信念计算, 我们可以锚定一些相关协同关系数量较少、但确信不会出现故障的传感器的传感器因果关系信念为 1, 然后再进行信念评估。计算中设置计算时间步长为 1h, 每个时间步长内迭代一次, 最大信念下降速度为 0.5, 最小信念恢复速度为 0.075, 所有因果关系的初始信念均为 1, 无法触发故障传感器的信念衰减系数为 0。因因果关系数量与传感器数字数量较多, 所以全局的信念评估结果将被拆分为 2 部分传感器因果关系信念+3 部分分析因果关系信念+2 部分数字信念在图 4.8~4.14 进行展示。

图 4.8~4.12 包含了所有传感器因果关系与分析因果关系的信念演化过程子图, 横坐标表示时间步, 纵坐标表示信念大小; 红色区域为故障引入标签, 表示在此区域内期望因果关系失效; 灰色区域则表示当前无法对目标的信念水平进行评估。

在前 20 个时间步中, 系统无任何故障, 各因果关系的信念维持在 1 的水平不变;

从第 20 个时间步开始, CoolingTower2\_Spd, CoolSupDiv\_Chiller2\_Flr, BypassSup\_SndDiv\_Tmp 三个传感器被触发故障, 这时他们所在的协同关系内部出现不一致, 对外表现为协同关系下的所有因果关系出现不同程度的信念下降。以 CoolingTower2\_Spd 为例, 具体分析该传感器数字及相关因果关系的信念变化如下。

当时间  $t=20$  时, 传感器因果关系 CoolingTower2\_Spd 同时处于 3 个原生协同关系及若干个派生协同关系中, 此时这些协同关系的离散一致性距离均为 1, 所以根据式 (2.30) 计算 CoolingTower2\_Spd 此时的 TSV 值已经为 0, 即认为该数字不可信; 进一步地, 利用这些即时的 TSV 去更新相对长期的 TSC, 即式(2.31)。以其中三个原生协同关系为例, 查看每个协同关系下的一致性距离是如何分配、积累到各个因果关系中, 然后每个因果关系又是如何根据这些积累的一致性距离完成信念更新的。这三个协同关系包含的分析因果关系与传感器因果关系如下所示 (协同关系完整描述见附录 A, 其中原生协同关系与其下分析因果关系同名):

{TowerStrategy, CoolingTower1\_Spd, CoolingTower2\_Spd},  
 {Tower2ctl, CoolingTower2\_Flr, CoolingTower2\_Spd},  
 {CoolingTower2\_Mass, CoolingTower2\_Flr, CoolingTower2\_Spd,  
 CoolingPump2\_Pwr}。

可以看到这三个协同关系中一共涉及了四个传感器, CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、CoolingTower2\_Flr、CoolingPump2\_Pwr, 对应的 TSV 值如图 4.3 所示。

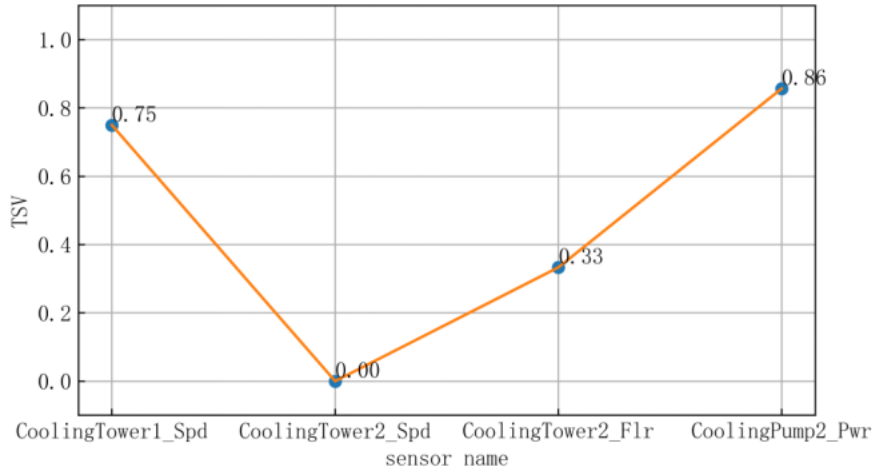


图 4.3 t=20 时刻部分传感器数字信念值（传感器故障案例）

那么根据式 (2.32) 即可算出每个协同关系下的一致性距离分配权重，如图 4.4 所示，其中因为 CoolingTower2\_Spd 的 TSV 为 0，所以分析因果关系 TowerStrategy、Tower2ctl、CoolingTower2\_Mass 的权重均为 0。

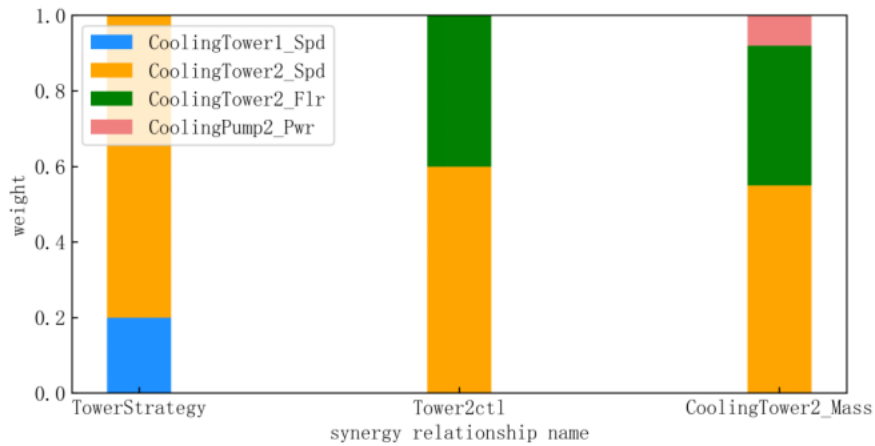
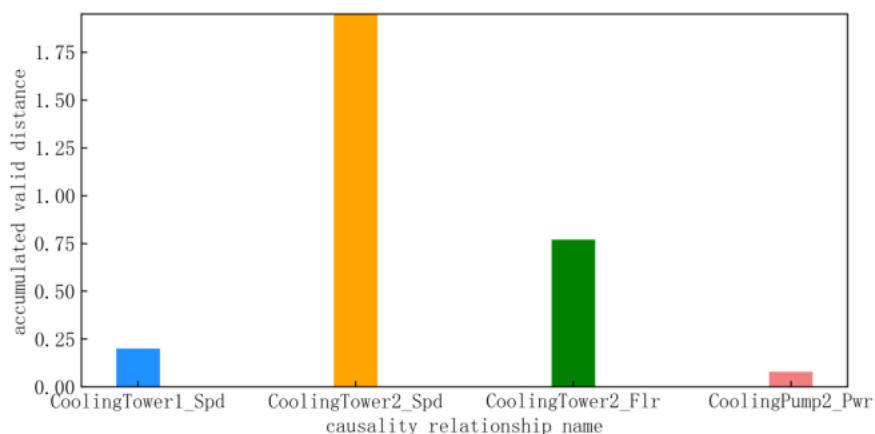
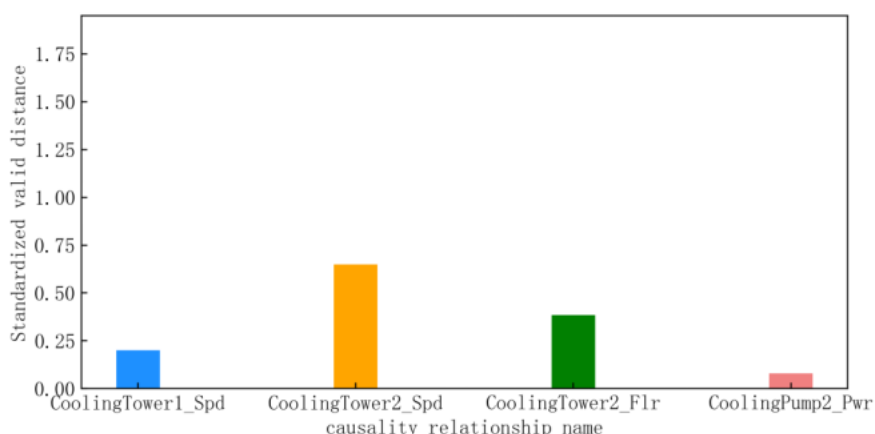


图 4.4 t=20 时刻部分协同关系一致性距离分配权重（传感器故障案例）

根据以上权重，将这三个协同关系的离散一致性距离重分配到这四个传感器因果关系中，重分配结果见图 4.5，可见虽然这四个传感器因果关系都积累了一定的一致性距离，但实际出现故障传感器所对应的传感器因果关系积累的一致性距离最大。

图 4.5  $t=20$  时刻部分因果关系累计有效一致性距离（传感器故障案例）

然后为消除因果关系在协同关系中出现的频率差异，将以上累计有效一致性距离除以产生作用的有效协同关系数量，得到每个因果关系的标准化有效一致性距离，如图 4.6 所示，可见虽然 `CoolingTower2_Spd` 的累计距离有所减小，但其值仍然为最高，这代表在该时间步内，在这 4 个传感器因果关系与 3 个分析因果关系中，它的信念下降速度最快，如果每个时间步都按照此速度，那么 `CoolingTower2_Spd` 传感器因果关系的信念将最先下降到 0。

图 4.6  $t=20$  时刻部分因果关系标准化有效一致性距离（传感器故障案例）

当 `CoolingTower2_Spd` 传感器因果关系的信念开始下降，根据式 (2.30) 与式 (2.32) 其余三个传感器的数字信念将开始回升、其余因果关系的累计有效一致性距离将变小。当  $t=22$  时这四个传感器的 TSV 值、一致性距离分配权重、累计有效一致性距离、标准化有效一致性距离如图 4.7 所示，可见其余因果关系已不再积累一致性距离，所以按照式 (2.23)，这些因果关系的信念将开始回升。值得一提的是，累计有效一致性距离等于 0 不仅是因为权重等于 0，还因为其余因果关系的有效一致性距离也为 0，若仅依靠权重，则在某些知识偏见的情况下

权重永远不为 0。

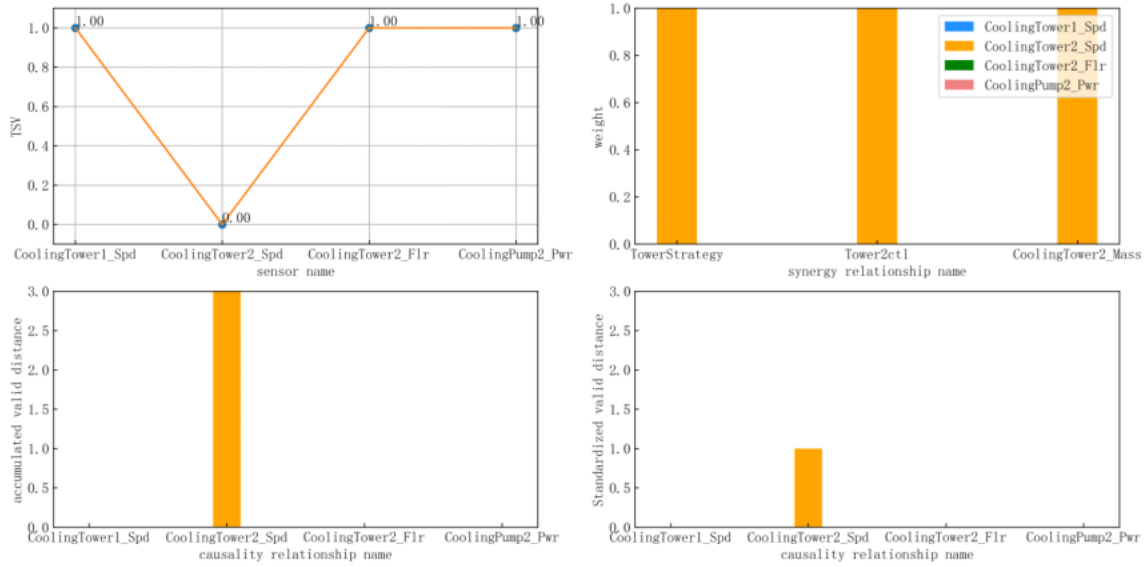


图 4.7  $t=22$  时刻部分信念计算中间结果（传感器故障案例）

到第 40 个时间步，更多的传感器出现故障，它们相应的信念也开始下降，再经过几个时间步，发现失去对 CoolingTower2\_Flr 传感器因果关系信念的评估能力，这是因为 CoolingTower2\_Flr 所在的所有协同关系均已失效。从式 (2.30) 以及式 (2.32) 中可以看出，一旦 CoolingTower2\_Flr 所在协同关系中有其他因果关系的 TSC 值为 0，如 CoolingTower2\_Spd，那么分子分母中各有一项都会变为 0，这表示该协同关系已不再对 CoolingTower2\_Flr 产生作用，即协同关系失效，当所有协同关系都失效时，式 (2.30) 与式 (2.32) 变为  $0/0$ ，即 TSC 与 TSV 取值均为 nan。

以上便是当传感器出现故障时，若仅考虑这三条协同关系，相关因果关系的信念是如何变化的。实际计算中，会考虑到更多的协同关系，因此上述 4 个因果关系实际的标准化一致性距离会略有不同，但其计算思想是保持一致的。

继续推进到第 60 个时间步，注意到 CoolSupDiv2\_CoolingPump2\_Prs 在信念下降后出现了短暂的信念回升，查看日志发现原因在于这期间的一致性距离  $dis$  低于失效阈值  $dis\_thr$ ：

```
causal_name: CoolSupDiv2_CoolingPump2_Prs
syn_loc: (113, 113)
dis: 9.229991811327553e-09
dis_thr: 1e-08
related_causalty:
[11]CoolingPump2_Prs-pre_belief:0.97
[13]CoolingPump2_H-pre_belief:1.00
```



---

[57]CoolSupDiv2\_CoolingPump2\_Prs-pre\_belief:0.74

[113]CoolingPump2\_Head-pre\_belief:0.90

到第 80 个时间步，发现 Chiller2\_CoolRtnMix\_Tmp 的信念并没有立刻下降，进一步查看日志发现，当前有效作用于他的协同关系并没有产生不一致，根据知识库中协同关系 CoolTmp4\_Balance 与 CoolingWater\_AcrossChiller2 有式 (4.3) 与式 (4.4)，而此时 CoolRtnMix\_Tmp、Chiller2\_CoolRtnMix\_Tmp、CoolSupDiv\_Chiller2\_Tmp 的取值分别为 24.09, 20.38, 20.05，这并没有违背这两条协同关系，直至 Chiller2\_CoolRtnMix\_Tmp 超过此范围，其信念才开始下降，Chiller1\_Frc, Chilled Pump\_Tmp 信念没有立刻下降的原因也与之相同；

$$\text{CoolRtnMix\_Tmp} \geq \text{Chiller2\_CoolRtnMix\_Tmp} \quad (4.3)$$

$$\text{Chiller2\_CoolRtnMix\_Tmp} \geq \text{CoolSupDiv\_Chiller2\_Tmp} \quad (4.4)$$

到第 100 个时间步，发现 CoolRtnMix\_Tmp 信念并没有立刻下降，SndMix\_Tmp 和 BypassSup\_BypassRtn\_Tmp 信念短暂下降后回升再下降，其信念未下降原因与上述分析相同，背后是知识的有限性、是当前知识库的固有偏见。



图 4.8 第一部分传感器因果关系信念演化（传感器故障案例）



图 4.9 第二部分传感器因果关系信念演化（传感器故障案例）



图 4.10 第一部分分析因果关系信念演化（传感器故障案例）



图 4.11 第二部分分析因果关系信念演化（传感器故障案例）



图 4.12 第三部分分析因果关系信念演化（传感器故障案例）

图 4.13~4.14 则反映了对各传感器数字信念的评估结果，其中蓝色实线表示示数的信念大小 TSV，红色虚线与绿色虚线分别表示标准化后的真实示数与实际示数。标准化过程遵循式 (4.5)，颜色区域含义与因果信念评估时相同。

$$\text{value}_{\text{norm}}^i = \text{value}^i / \max(\text{value}^{\text{real}}, \text{value}^{\text{measured}}), i = \text{real}, \text{measured} \quad (4.5)$$

TSV 变化趋势大体与 TSC 变化同步，当传感器未出现故障时，其数值维持在一个较高位，当传感器出现故障时，其数值快速下降并维持在低位或在低位震动，当失去对传感器评估能力时，其数值为 nan;

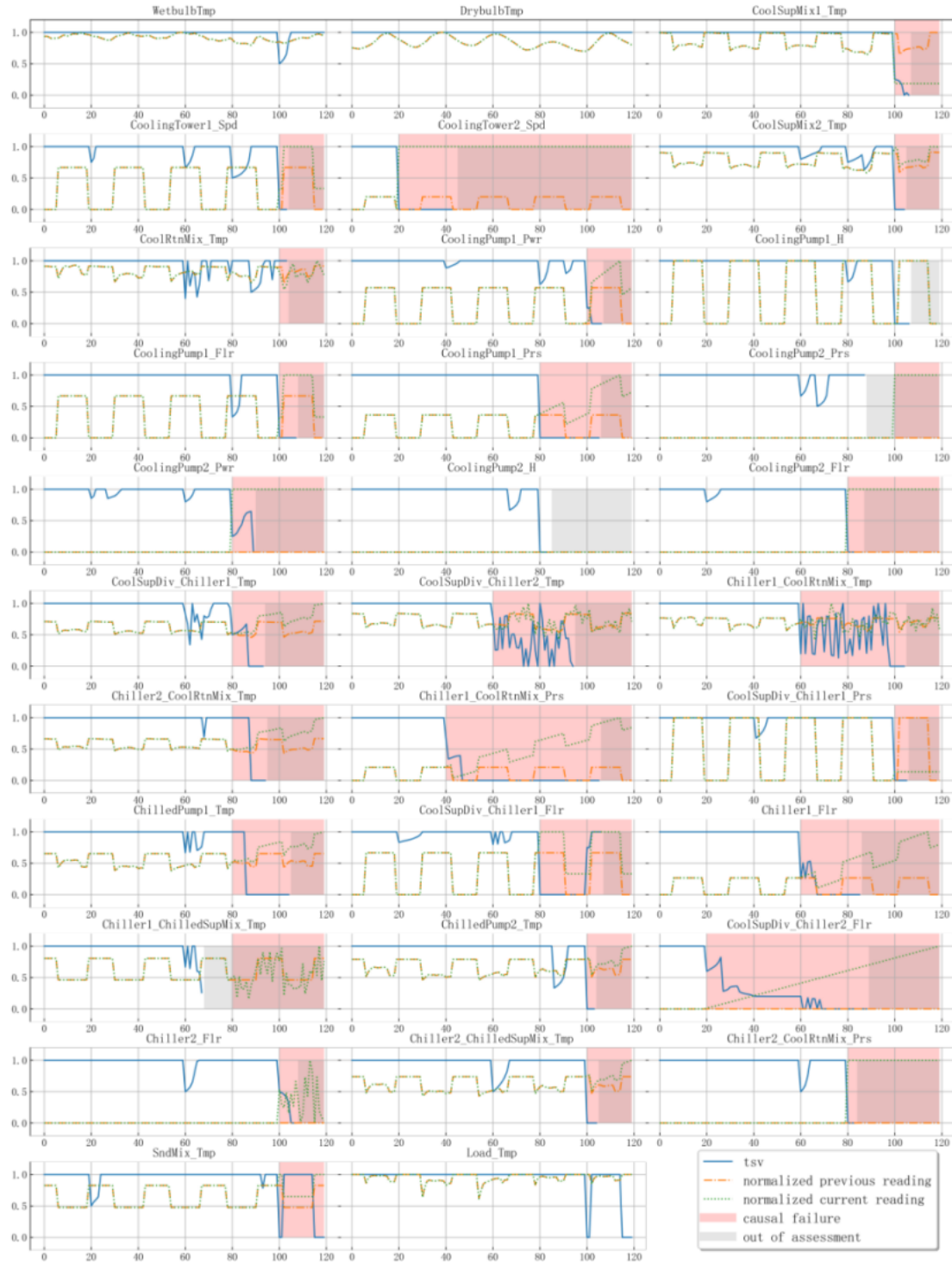


图 4.13 第一部分数字信念演化（传感器故障案例）

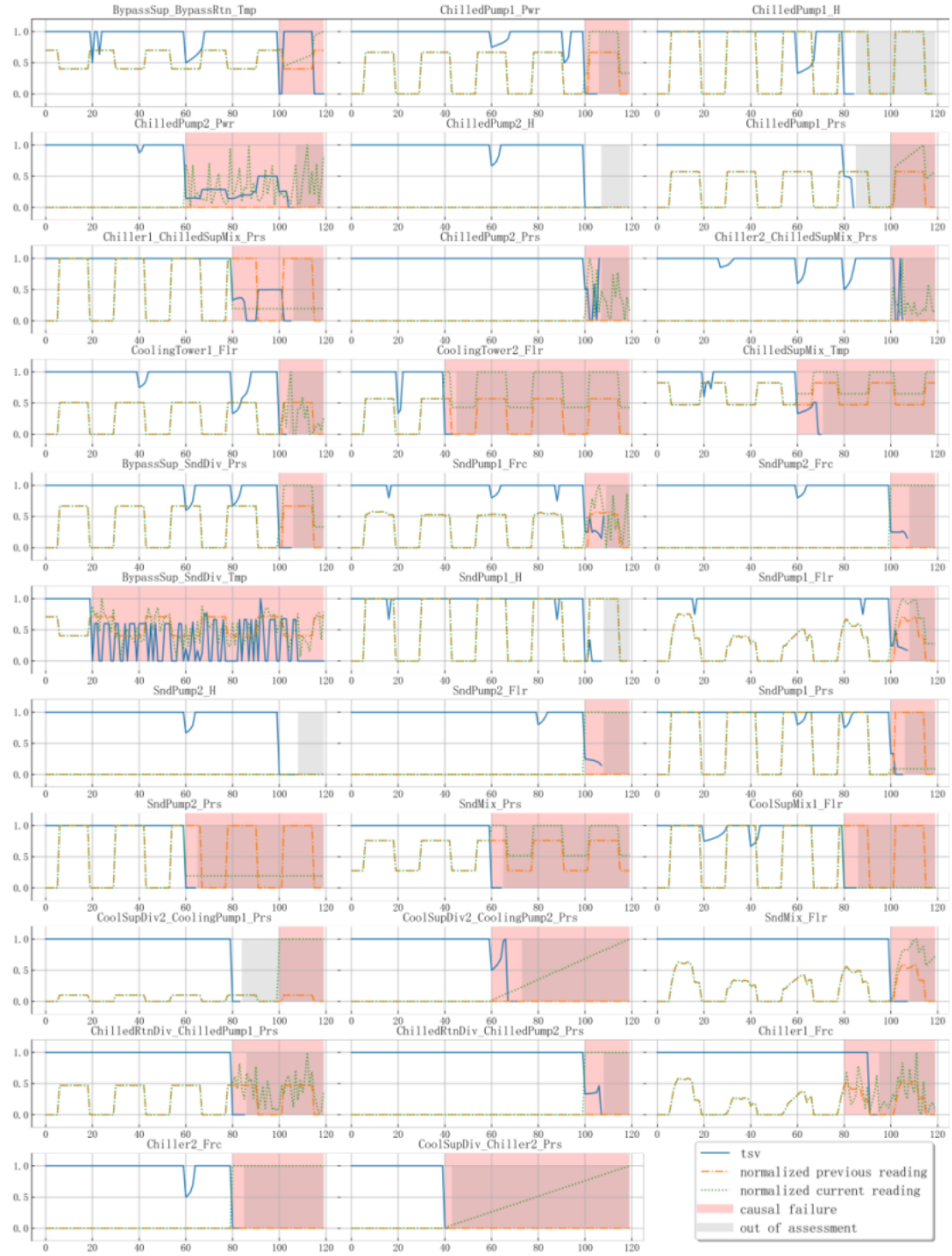


图 4.14 第二部分数字信念演化（传感器故障案例）

#### 4.2.1.2 系统故障

引入系统故障具有其特殊性：一方面，受仿真计算收敛性限制，难以在任意时段引入任意故障；另一方面，引入的故障可能会影响多个因果关系，特别是某些因果关系的信念可能会出现意料之外但合理的下降。所以，为提高实验样本丰



富度，该节选取了一段连续 70h 的仿真数据，这段时间内同时存在的系统故障数量逐渐从 7 下降 3，并且存在间歇性故障复现。由于部分故障出现时间较短，为快速捕捉故障，增大最大信念下降速度到 1，其余设置保持不变，全时段对全局传感器数字与因果关系信念的评估结果如图 4.19~4.25 所示。

与上节类似，首先以因果关系 TowerStrategy 为例，说明当出现系统故障时，相关传感器数字及因果关系的信念会发生什么样的变化。

当  $t=5$  时，因果关系 TowerStrategy 同时存在于 1 个原生协同关系与若干个派生协同关系中，考虑其中的 1 条原生协同关系与 2 条派生协同关系：

{TowerStrategy, CoolingTower1\_Spd, CoolingTower2\_Spd},

{TowerStrategy, CoolingTower2\_Spd, Tower1ctl, CoolingTower1\_Flr},

{TowerStrategy, CoolingTower2\_Spd, CoolingTower1\_Mass, CoolingTower1\_Flr, CoolingPump2\_Pwr}。

其涉及的传感器为 CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、CoolingTower1\_Flr，以及 CoolingPump2\_Pwr，它们此时的 TSV 值如图 4.15 所示，可见由于#1 冷却塔异常关闭 Cooling Tower1\_Spd 与 CoolingTower1\_Flr 当前的数字信念相对较低，但其并没有完全等于 0，说明存在部分知识是认同这些数字的。

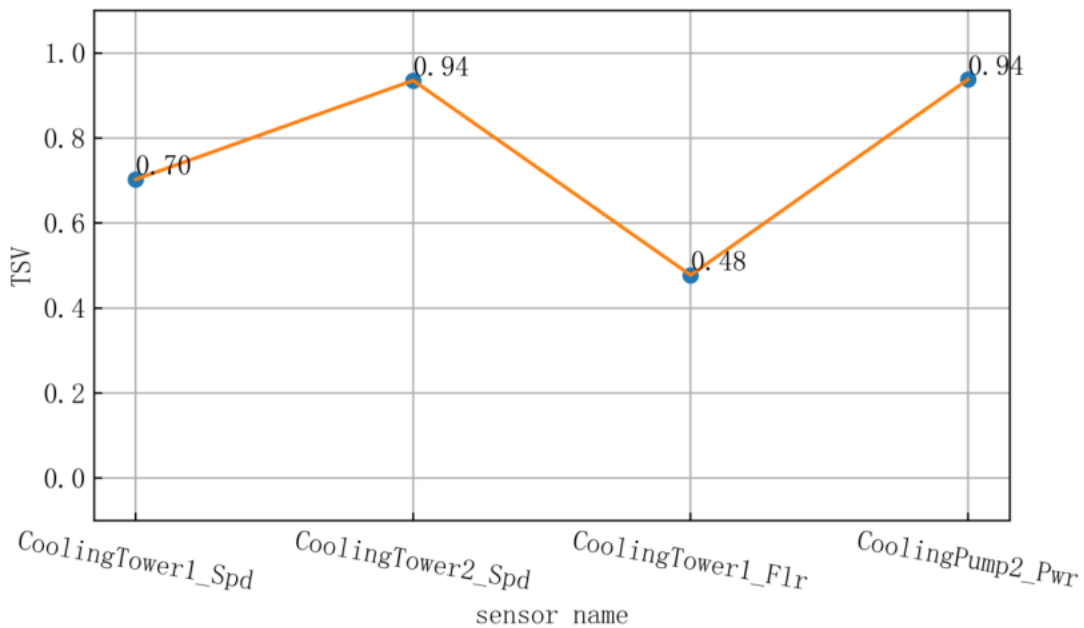


图 4.15  $t=5$  时刻部分传感器数字信念值（系统故障案例）

进一步地，观察这些协同关系对于一致性距离的分配权重，如图 4.16 所示。可见，因为不存在 TSV 值等于 0，所以各分析因果关系也占据了一定的分配权重。

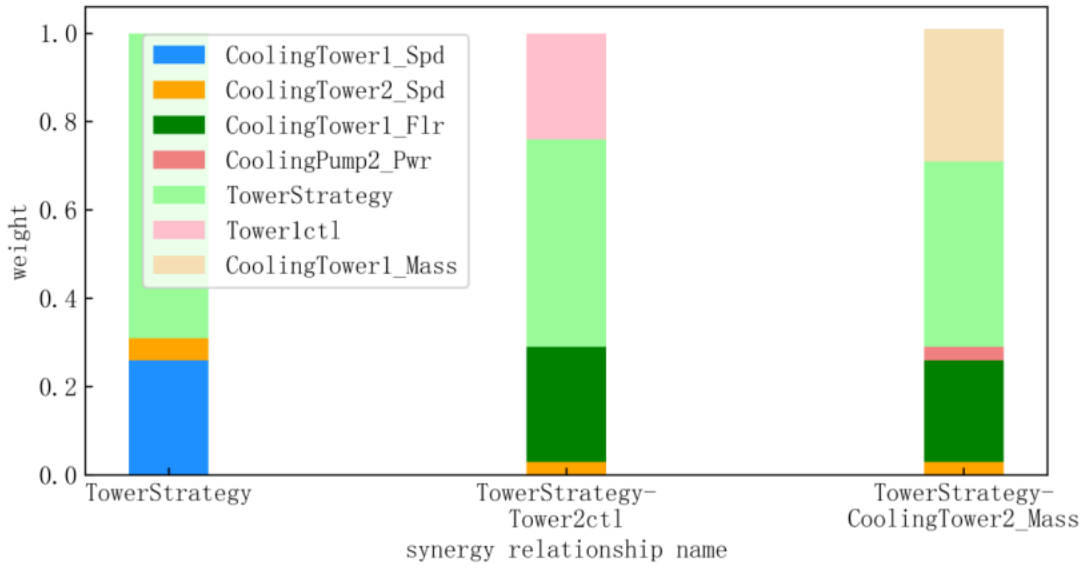


图 4.16 t=5 时刻部分协同关系一致性距离分配权重（系统故障案例）

根据以上权重进行有效一致性距离的积累，因为此时协同关系的离散一致性距离均为 1，所以积累结果如图 4.17 所示，可见分析因果关系 TowerStrategy 此时积累的有效一致性距离最大。

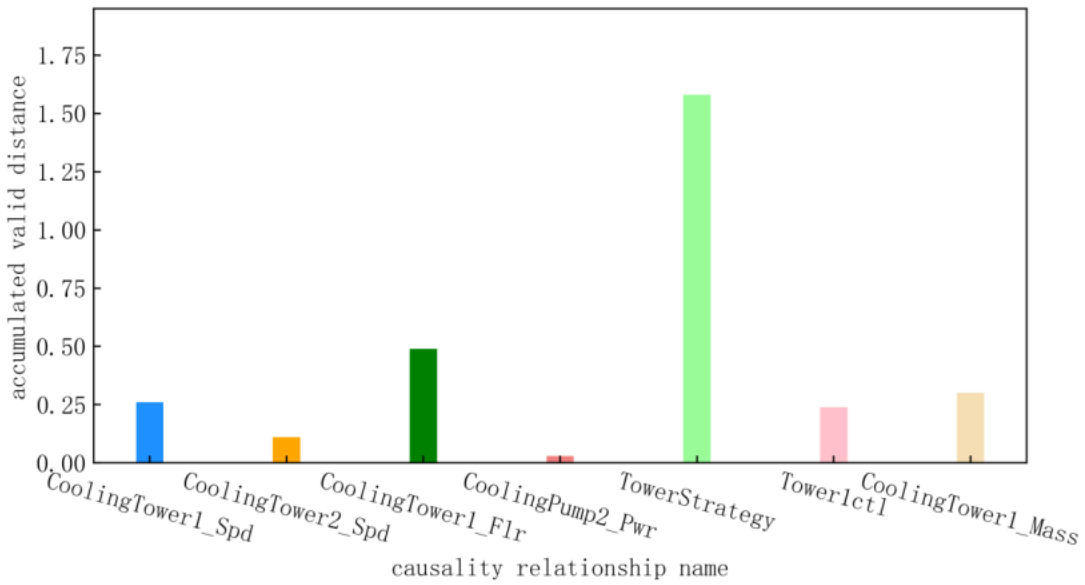


图 4.17 t=5 时刻部分因果关系累计有效一致性距离（系统故障案例）

对上述累计有效一致性距离进行标准化，结果如图 4.18 所示，可见标准化后分析因果关系 TowerStrategy 的有效一致性距离仍然是最大，所以它的信念下

降速度相对最大。

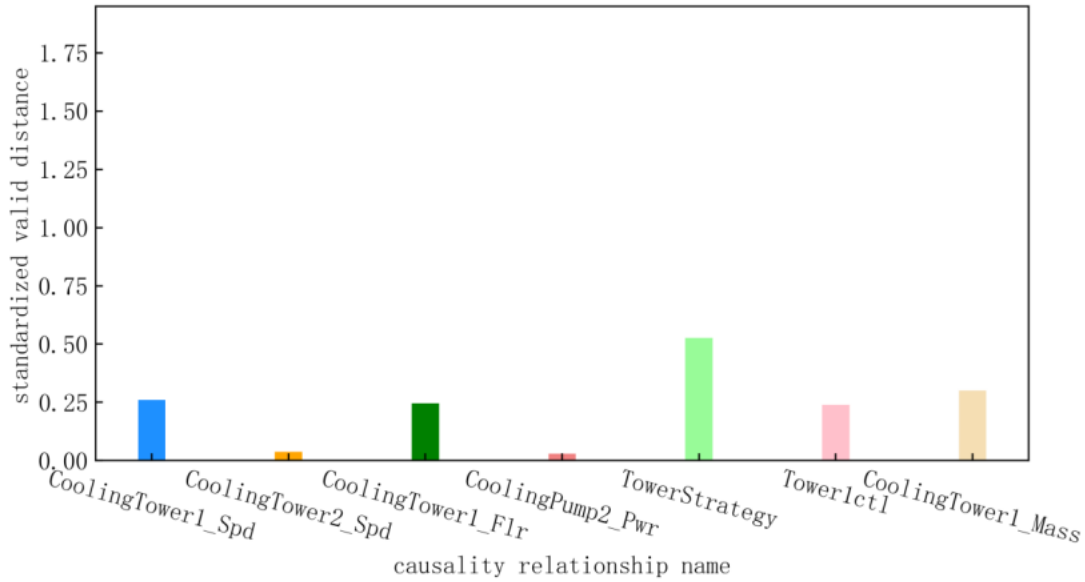


图 4.18  $t=5$  时刻部分因果关系标准化有效一致性距离（系统故障案例）

那么后续的变化便与上节对传感器因果关系 `CoolingTower2_Spd` 的分析相同，随着它信念的降低，相关 TSV 值会逐渐回升，其他因果关系的累计有效一致性距离会逐渐减小、信念的下降速度会逐渐减小甚至变为信念上升，若中途某因果关系所处的协同关系全部失效，则立刻失去对该因果关系的评估能力。以上便是当出现系统故障时，因果关系信念的更新方式。

回到图 4.19~4.23，总的来看，用红色区域明确标注了的、一定会失效的分析因果关系，其信念合乎预期地下降并维持在 0；相关受影响的传感器因果关系，在短暂的信念下降后，或信念回升，或失去对其评估能力；但注意到 `Chiller1_Perf` 在前期出现了意料之外的信念下降，查看日志发现其确实产生了很大的一致性距离，进一步分析发现 `Trnsys` 在生成这段数据时有报出检查连接警告，而在生成上一节同时段数据时却没有，所以此时的数据确实存在异常，本文的算法也成功捕捉到了异常。

具体到各个因果关系：`TowerStrategy`、`Tower1ctl` 信念的下降表示成功检测出了冷却塔异常关闭；`Chiller2_Strategy` 对应了冷却泵异常开启；`CoolingPump1_Prs_lr` 对应了冷却水环路漏水；`CoolingPump1_Perf`、`ChillPump1_Perf`、`SndPump1_Perf` 信念的下降直接反映了冷却泵、一次泵、二次泵的性能衰减；`CoolingPump1_Pwr2Prs`、`CoolingWaterRtn_Pressure1`、`CoolingPump1_Pwr2Flr`、`CoolingPump1_Pwr_lr`、`Chiller1_ChilledSupMix_Prs_lr`、`BypassSup_SndDiv_Prs_lr` 信念下降是因为冷却泵功率异常导致相关性破坏，间

接反映了其性能衰减；同理，SndPump1\_Prs\_lr、SndPump1\_Frc\_lr 信念下降是因为二次泵性能衰减后转速表现异常；Chiller2\_CoolRtnMix\_Prs\_lr、CoolSupDiv2\_CoolingPump2\_Prs\_lr、CoolingPump2\_Flr\_lr、CoolSupDiv\_Chiller2\_Flr\_lr、CoolSupDiv\_Chiller1\_Prs\_lr、ChilledPump2\_Pwr\_lr、CoolSupDiv\_Chiller2\_Prs\_lr 是因为冷却泵异常开启后出口压力表现异常；Chiller1\_CoolRtnMix\_Prs\_lr 没有被标注，但信念也短暂触达 0，检查后发现属于标注遗漏，当冷却泵性能衰减后，其扬程出现变化，出口压力相应变化，该因果关系的相关性也被破坏；但图 4.7 中并没有体现冷冻水环路漏水的故障，检查知识库发现，知识库内并没有包含冷冻水环路定压点绝对数值大小的知识，所以没有检测出该故障。

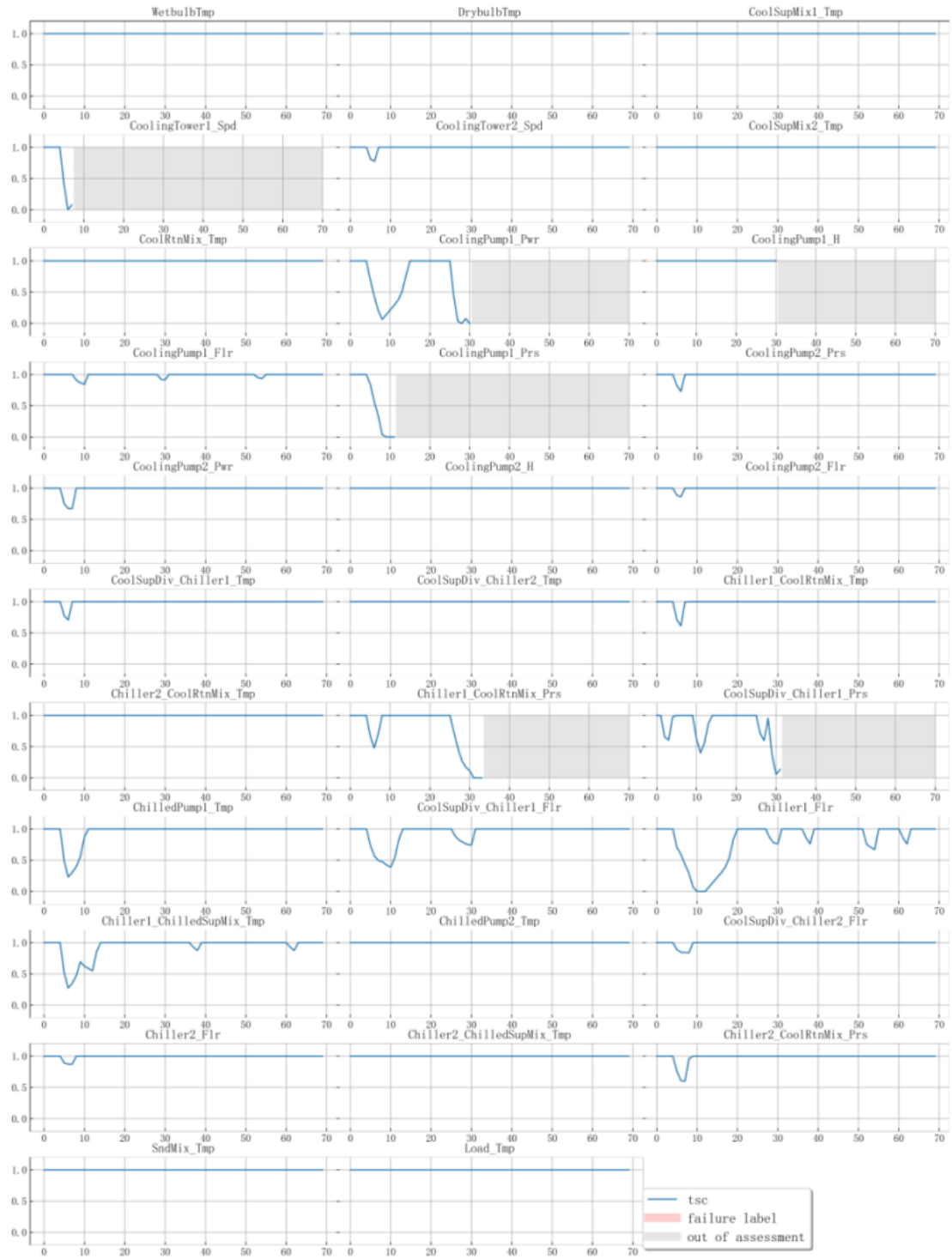


图 4.19 第一部分传感器因果关系信念演化（系统故障案例）

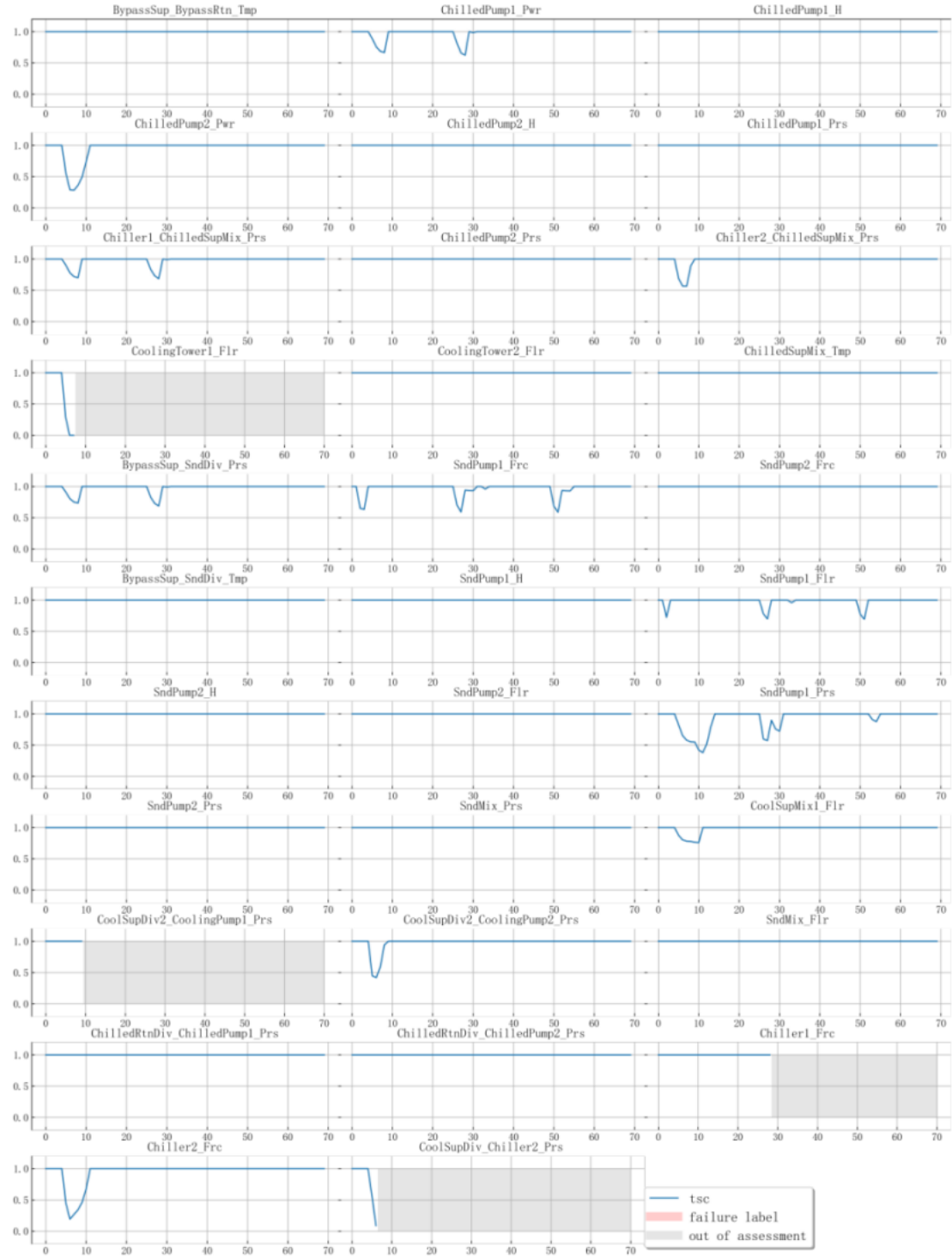


图 4.20 第二部分传感器因果关系信念演化（系统故障案例）

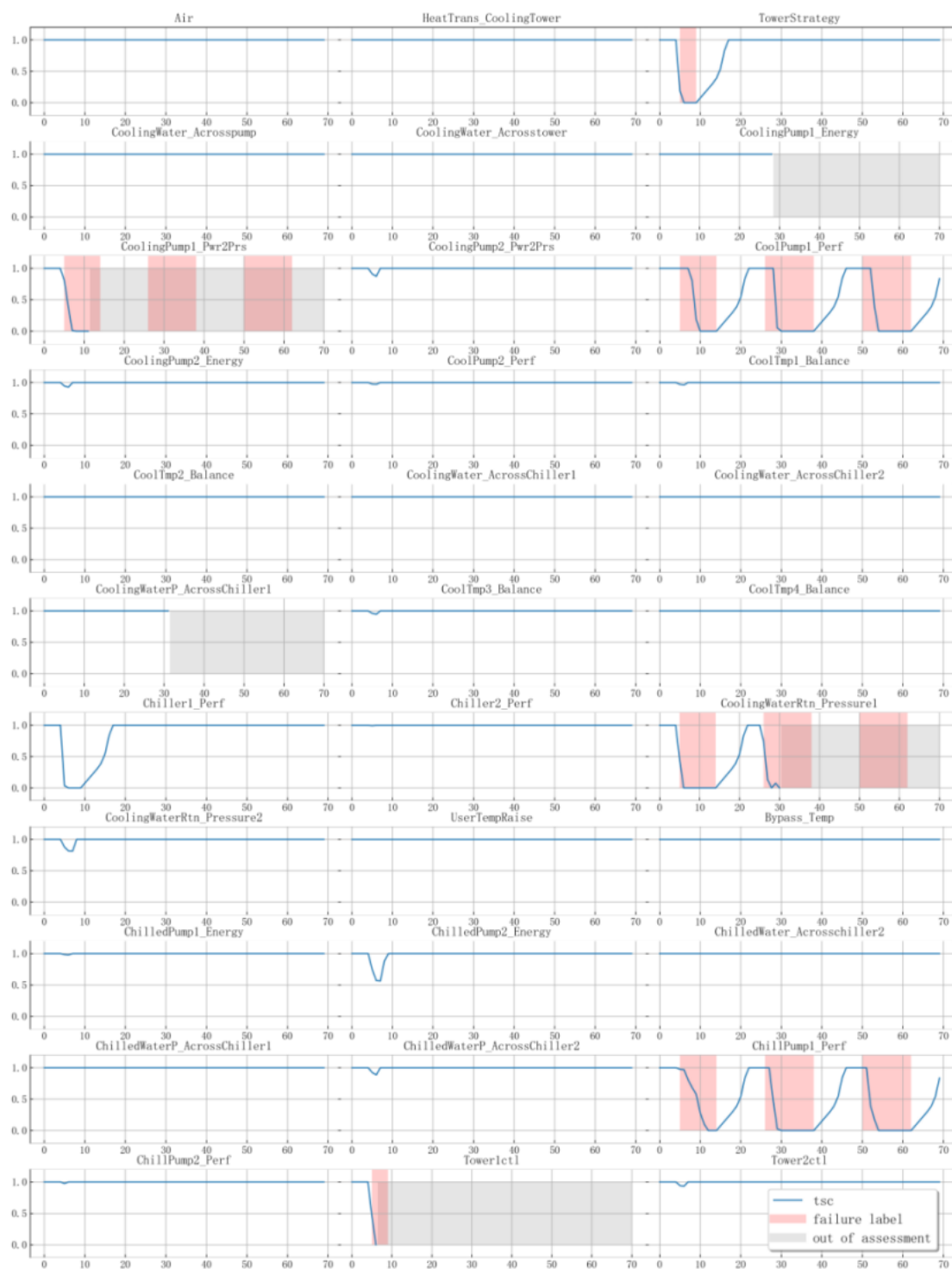


图 4.21 第一部分分析因果关系信念演化（系统故障案例）

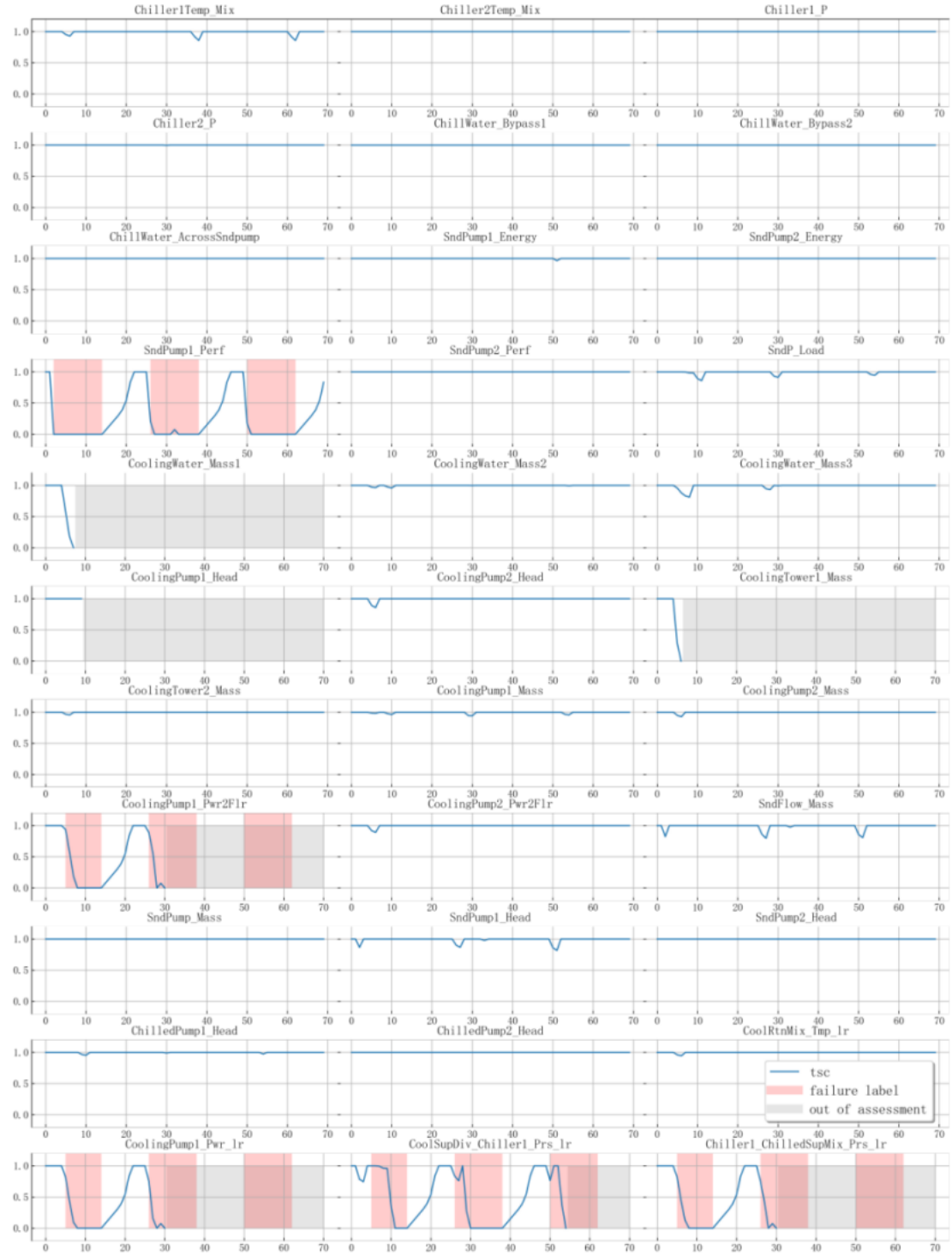


图 4.22 第二部分分析因果关系信念演化（系统故障案例）



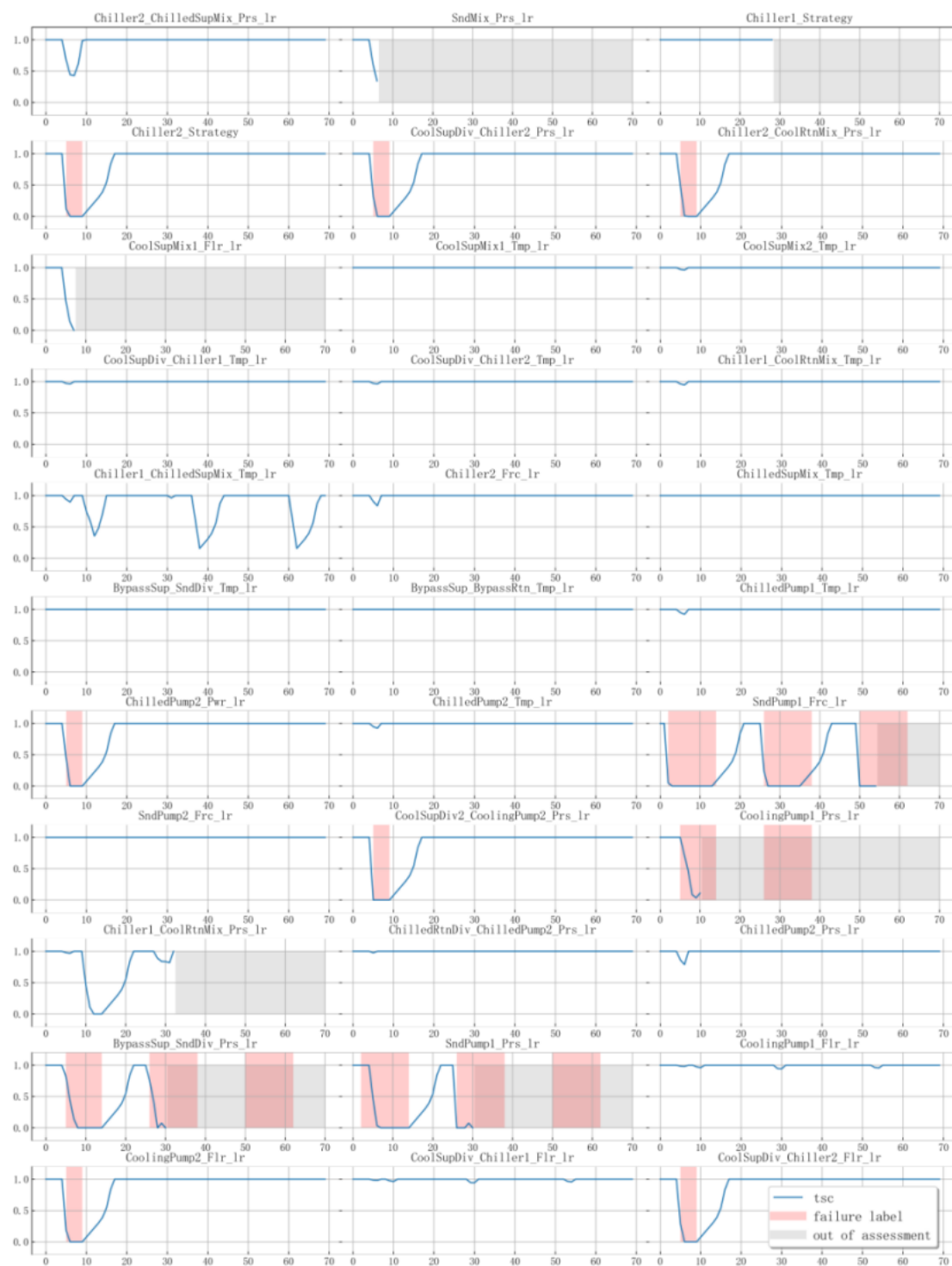


图 4.23 第三部分分析因果关系信念演化（系统故障案例）

图 4.24~4.25 中对于数字信念的评估结果也基本符合预期，除去超出了评估范畴的传感器外，其余传感器的数字信念均维持在 1 附近，与仅存在非传感器故障的事实相一致。



图 4.24 第一部分数字信念演化（系统故障案例）



图 4.25 第二部分数字信念演化（系统故障案例）

### 4.2.1.3 混合故障

为更充分进行验证，该节将同时引入传感器故障与系统故障，在 4.2.1.2 节数据的基础上，每隔一定时间引入一批故障传感器，使得传感器同时故障率逐次达到 5%、10%、25%、50%、100%，计算设置保持与 4.2.1.2 不变，全局计算结

果如图 4.28~4.35 所示。

以传感器因果关系 CoolingPump1\_Flr 与分析因果关系 CoolPump1\_Perf 为例，说明当同时出现传感器故障与系统故障时，信念的计算过程会发生什么变化。取下述协同关系进行分析：

- {CoolPump1\_Perf, CoolingPump1\_Flr, CoolingPump1\_H},
- {CoolingWater\_Mass2, CoolingPump1\_Flr, CoolingPump2\_Flr, CoolSupMix1\_Flr},
- {CoolPump1\_Perf, CoolingPump1\_H, CoolingWater\_Mass2, CoolSupMix1\_Flr}。

当  $t=30$  时，这三条协同关系的离散一致性距离均为 1，同样计算相关的 TSV 值、一致性距离分配权重、累计有效一致性距离、标准化有效一致性距离如图 4.26 所示，可见因果关系 CoolingPump1\_Flr 与 CoolingPump1\_Perf 的标准有效一致性距离都较大，这与出现 CoolingPump1\_Flr 传感器故障与#1 冷却泵性能衰减的事实相一致。

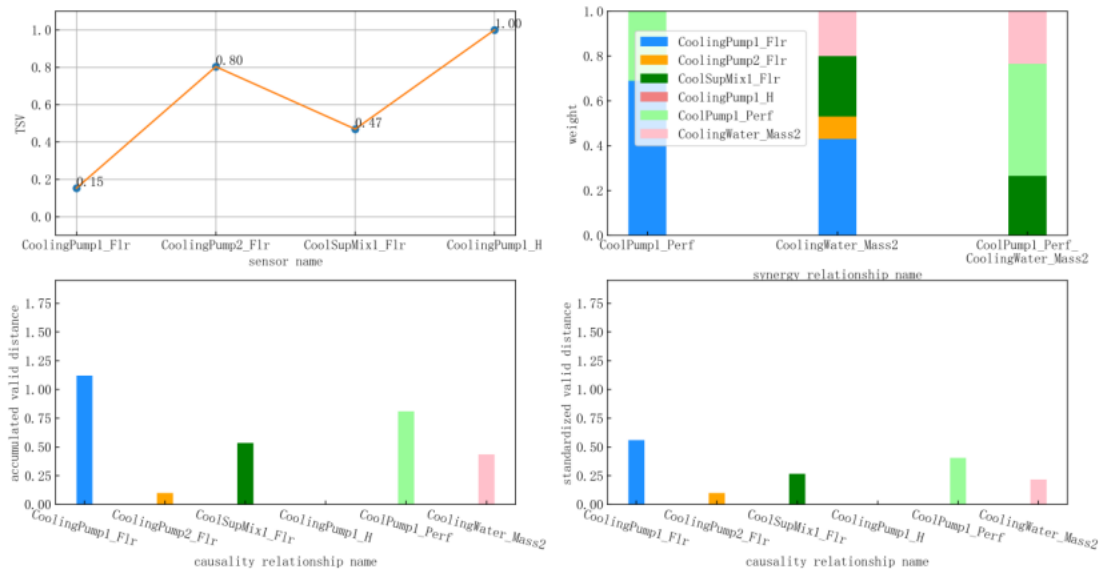


图 4.26  $t=30$  时刻部分信念计算中间结果（混合故障案例）

理想情况下，因果关系 CoolingPump1\_Flr 与 CoolPump1\_Perf 将始终保持一个正的标准一致距离，虽然二者的信念下降会使得该距离的绝对值变小，但由于全局其他协同关系也对它们有惩罚，所以它们不会出现图 4.7 中标准一致距离为 0 的情况，即信念不会回升。但在该案例中，由于全局此时故障数量过多，我们将逐渐失去对它们的评估能力。

如图 4.27 所示，当  $t=31$  时，CoolingPump1\_H 的 TSV 值变为 nan，这导致上述第 1 条以及第 3 条协同关系失效，CoolPump1\_Perf 不再处于任何一条有效

协同关系中（若仅考虑这几条协同关系），所以此时无法评估因果关系 CoolPump1\_Perf；当  $t=32$  时，CoolSupMix1\_Flr 的 TSV 值为 nan，又导致上述第 2 条协同关系失效，CoolingPump1\_Flr 也不再处于任何一条有效协同关系中，所以，当  $t=33$  时，CoolingPump1\_Flr 的 TSV 值也变成了 nan，即它也无法继续被评估。

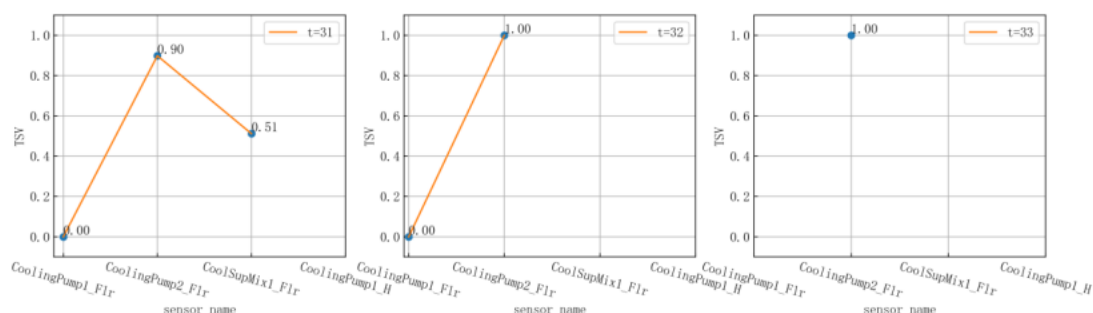


图 4.27  $t=30$  时刻部分信念计算中间结果（混合故障案例）

从全局的计算结果中可以看出，其评估效果、演化过程基本与前两节保持一致，每当故障引入时，所有相关因果关系的信念都会不同程度地向下波动，然后当部分因果关系稳定失效时，其余因果关系的信念再缓慢回升。但是，注意到 CoolSupMix1\_Tmp、CoolRtnMix\_Tmp 的信念下降存在一些波动，且前者的信念最终没有下降到 0，下面深入分析其产生原因。

当  $t=65$  时，虽然标签表明它们的信念应该下降，但这两个因果关系的信念并未下降，查看 CoolSupMix1\_Tmp 的相关日志，典型相关日志如下：

```
causal_name: CoolSupMix1_Tmp
syn_loc: (65, 65)
dis: 0.0
dis_thr: 1e-09
related_causalty:
[0]WetbulbTmp-pre_belief:1.00
[2]CoolSupMix1_Tmp-pre_belief:1.00
[67]HeatTrans_CoolingTower-pre_belief:1.00
```

```
causal_name: CoolSupMix1_Tmp
syn_loc: (67, 67)
dis: 77.28812157349087
dis_thr: 1e-06
related_causalty:
[2]CoolSupMix1_Tmp-pre_belief:1.00
```

*[5]CoolSupMix2\_Tmp-pre\_belief:0.00*

*[67]CoolingWater\_Acrosspump-pre\_belief:1.00*

可以发现，第一条日志中协同关系的  $dis=0$ ，即该协同关系是认同 CoolSupMix1\_Tmp 此时的传感器数字的，进一步查看该协同关系的描述为  $WetbulbTmp \leq CoolSupMix1\_Tmp$ ，而此时这两个传感器数字分别为 20.35 与 27.14，没有违背这条协同关系，所以该一致性距离确实为 0；对于第二条协同关系，虽然其  $dis$  不等于 0，但因为 CoolSupMix2\_Tmp 的信念等于 0，所以它对 CoolSupMix1\_Tmp 的有效一致性距离为 0。这表明此时 CoolSupMix1\_Tmp 或者处于有偏见的协同关系中，或者处于失效的协同关系中，所以此时它的标准一致性距离为 0、信念处于上升状态。CoolRtnMix\_Tmp 信念未下降的原因与其相同。



图 4.28 第一部分传感器因果关系信念演化（混合故障案例）

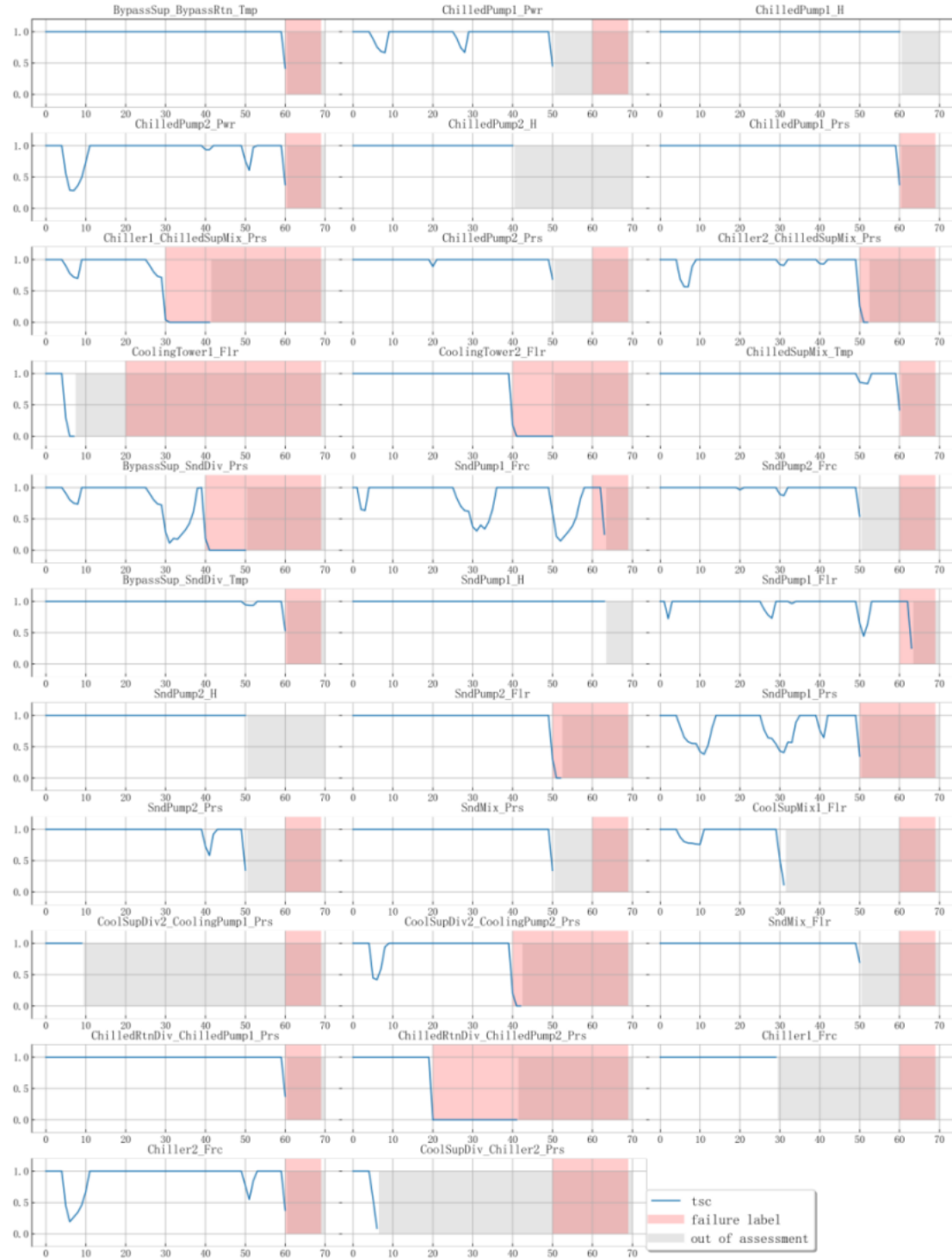


图 4.29 第二部分传感器因果关系信念演化（混合故障案例）



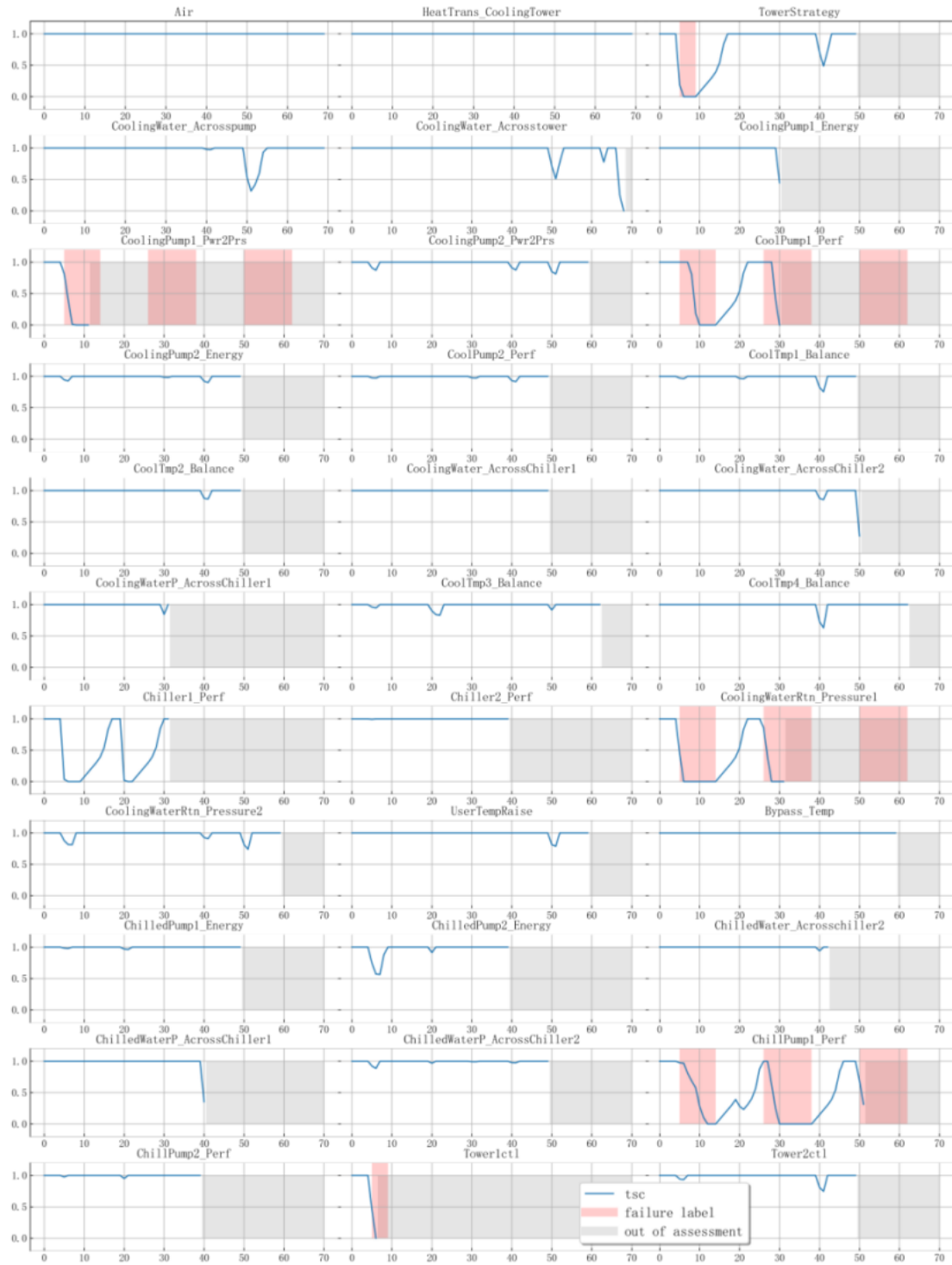


图 4.30 第一部分分析因果关系信念演化（混合故障案例）



图 4.31 第二部分分析因果关系信念演化（混合故障案例）

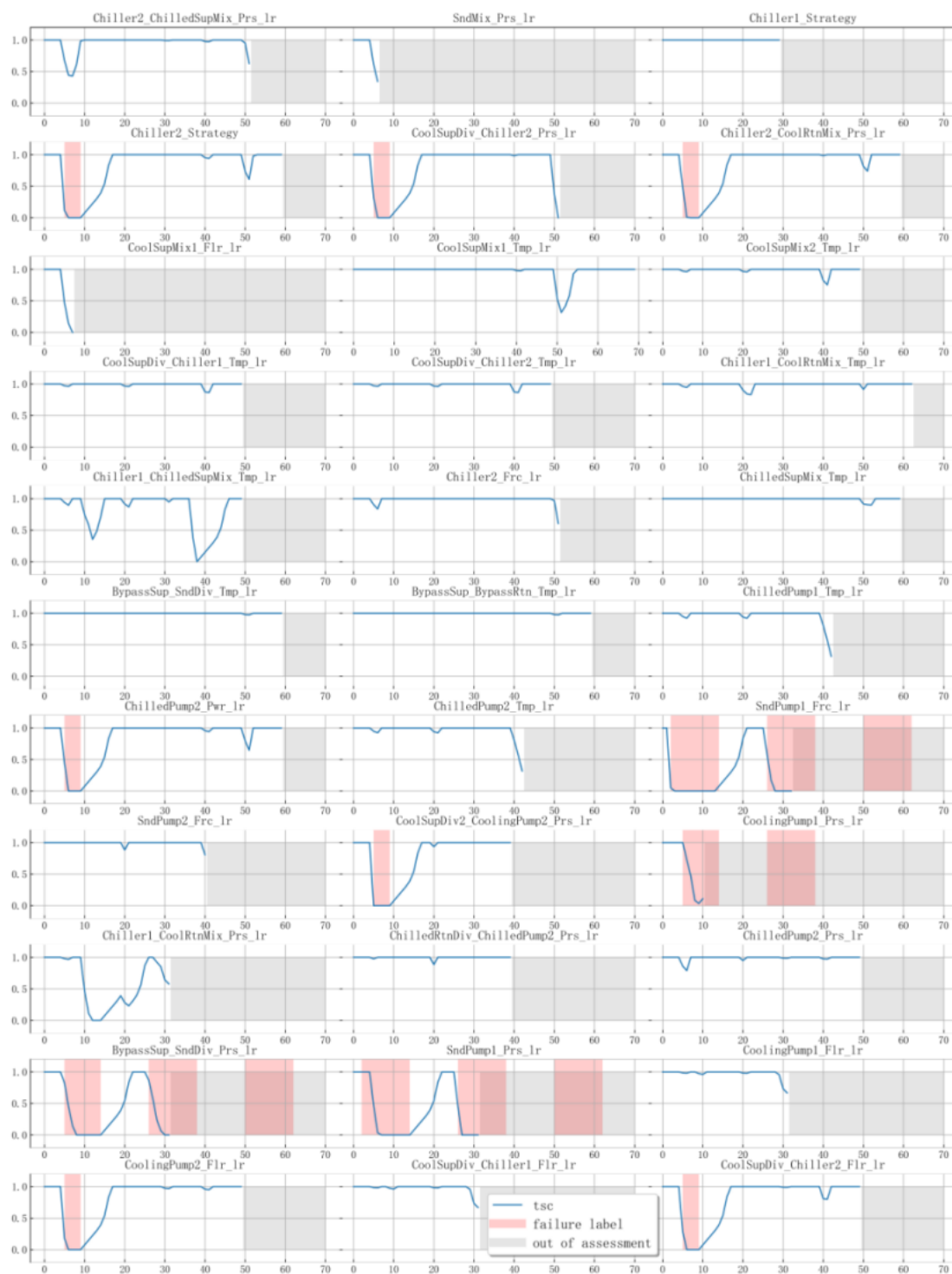


图 4.32 第三部分分析因果关系信念演化（混合故障案例）



图 4.33 第一部分数字信念演化（混合故障案例）

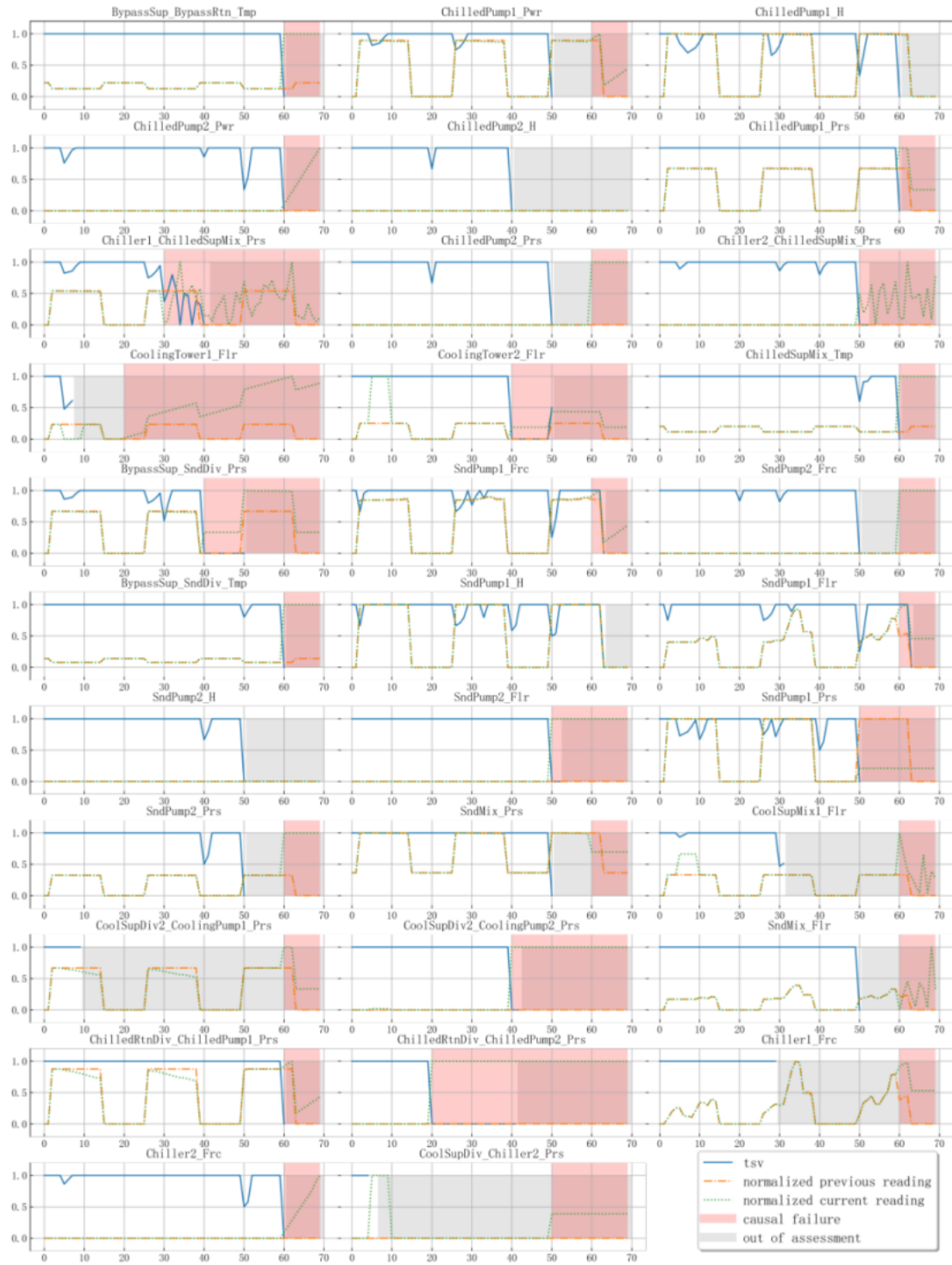


图 4.34 第二部分数字信念演化（混合故障案例）

### 4.2.2 主观错误案例

以 4.2.1.3 节数据为基础，按照 4.1.2.3 节所述引入主观错误，全局计算结果如图 4.36~4.42 所示，从中可以看出，总体信念的变化与混合故障案例中信念的变化基本一致，其基本都能够在红色标签表示的区域内出现信念下降、在灰色标

签表示的区域内明确无法评估, 在一些细节上会因为主观错误的引入出现略微不同, 详细说明如下。

对于新引入的分析因果关系, 从图 4.40 中可以看出, 其信念变化与发生系统故障时相关的分析因果关系信念变化类似, 它们的信念都会出现下降、都表示当前实际的数字间关系不符合所记录的协同关系。为深入查看 *unfit* 的信念所受到的影响, 考虑以下几个协同关系:

- {*unfit*, CoolSupMix1\_Tmp, CoolSupMix2\_Tmp},
- {CoolTmp1\_Balance, CoolSupMix2\_Tmp, CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp},
- {*unfit*, CoolSupMix1\_Tmp, CoolTmp1\_Balance, CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp}。

当  $t=0$  时, 第二条协同关系的离散一致性距离为 0, 其余两条协同关系的离散一致性距离为 1, 因此有图 4.35。可见 *unfit* 的标准一致性距离最大, 这表示该方法能够捕捉到此类超过预先规定偏差范围 (即一致性距离阈值) 的模型。当 *unfit* 的信念降为 0 后, 根据式 (2.33), 其所在的任何一个协同关系都不会对其他因果关系造成任何影响, 等效于没有引入该因果关系。

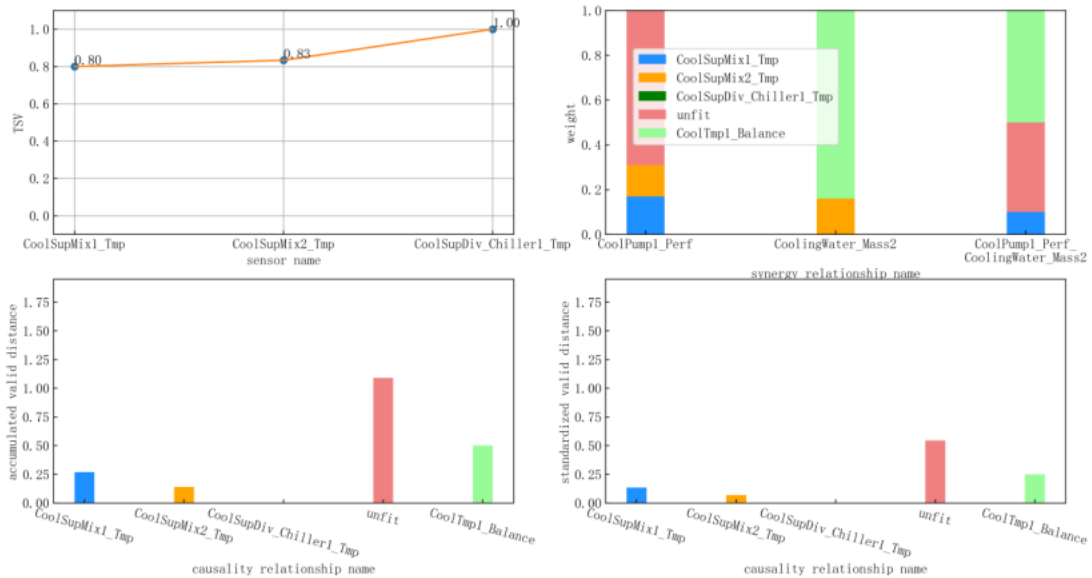


图 4.35  $t=0$  时刻部分信念计算中间结果 (主观错误案例)

对于增大最优化收敛阈值, 图 4.36~4.40 中可以看出总体的信念波动性相比于混合故障案例中会更大一些, 这是出现了更多不一致所导致的。仔细看其中 *CoolingPump1\_Pwr\_lr* 的信念变化, 可以发现其信念在标注之前的时刻便开始下降, 检查相关日志:

```
causal_name: CoolingPump1_Pwr_lr
syn_loc: (69, 127)
```

---

*dis: 3.070053343578921e-08*

*causal\_name: CoolingPump1\_Pwr\_lr*

*syn\_loc: (127, 127)*

*dis: 0.0*

*causal\_name: CoolingPump1\_Energy*

*syn\_loc: (69, 69)*

*dis: 0.0*

以上日志说明协同关系 (69, 127) 的一致性距离超过了失效阈值，但派生出这条协同关系的原生协同关系 (127, 127)、(69, 69) 的一致性距离反而为 0，这表示最优化过程并没有取到最小值，对于该协同关系的协同性出现了误判。



图 4.36 第一部分传感器因果关系信念演化（主观错误案例）



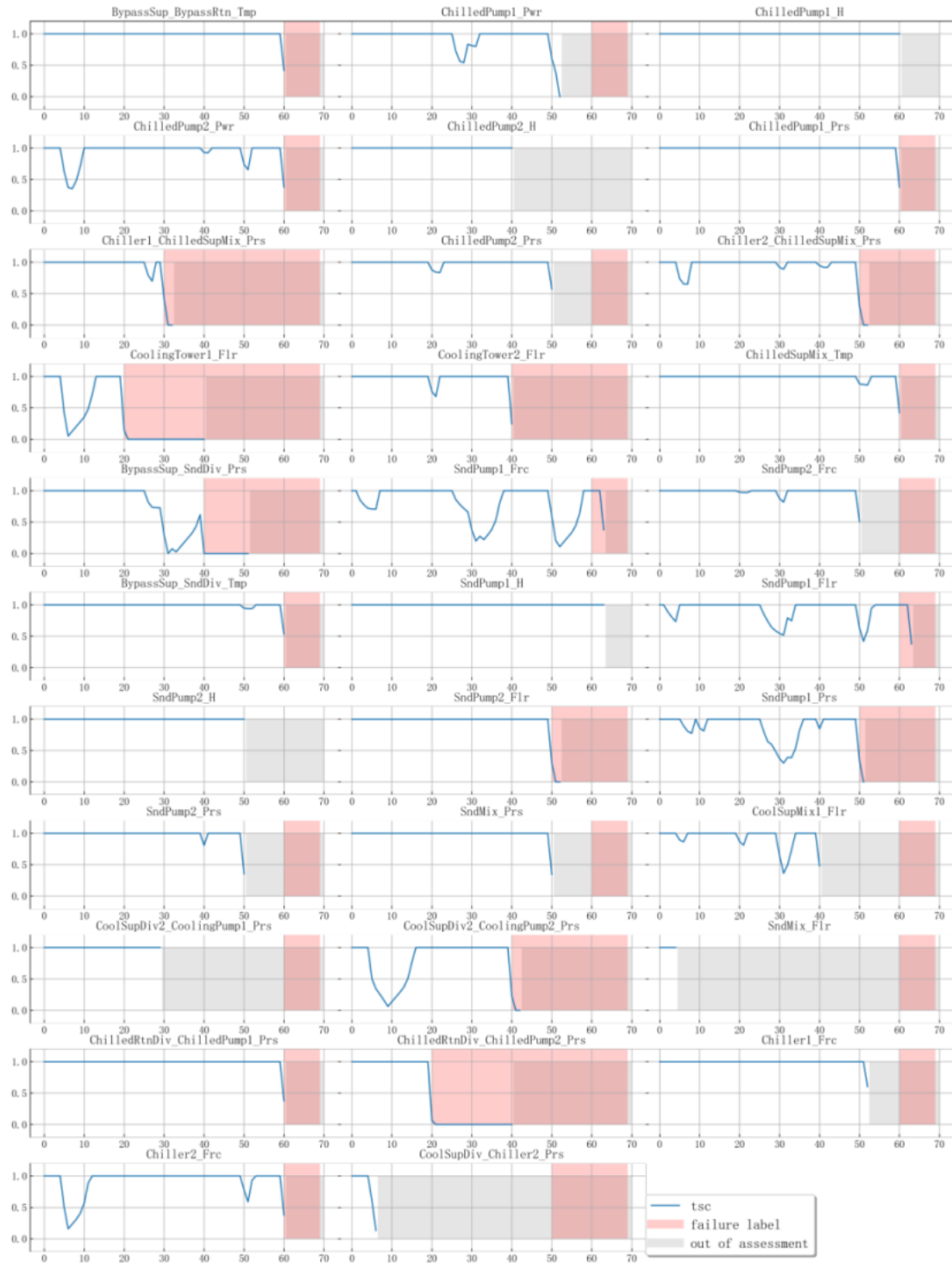


图 4.37 第二部分传感器因果关系信念演化（主观错误案例）

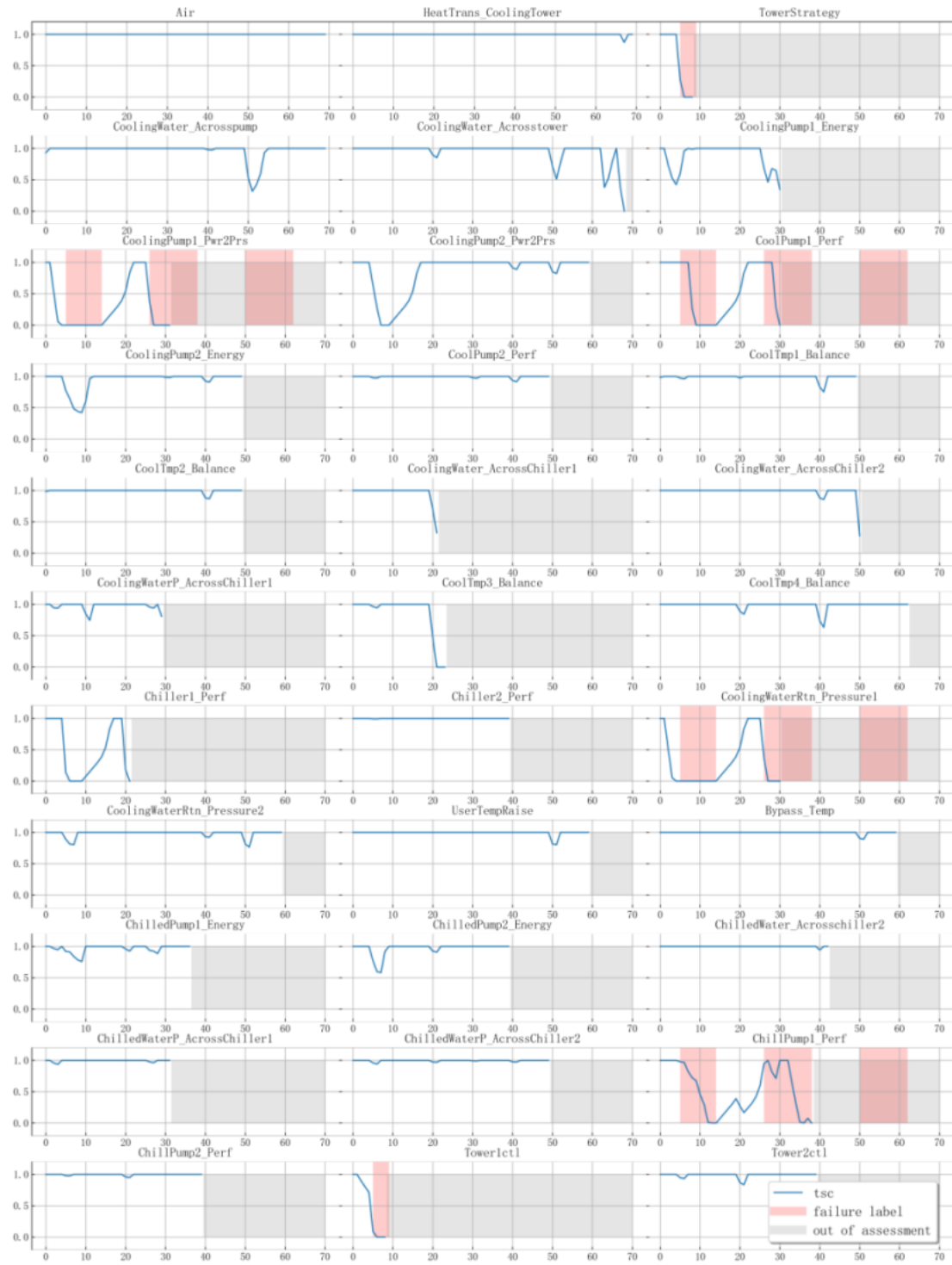


图 4.38 第一部分分析因果关系信念演化（主观错误案例）



图 4.39 第二部分分析因果关系信念演化（主观错误案例）

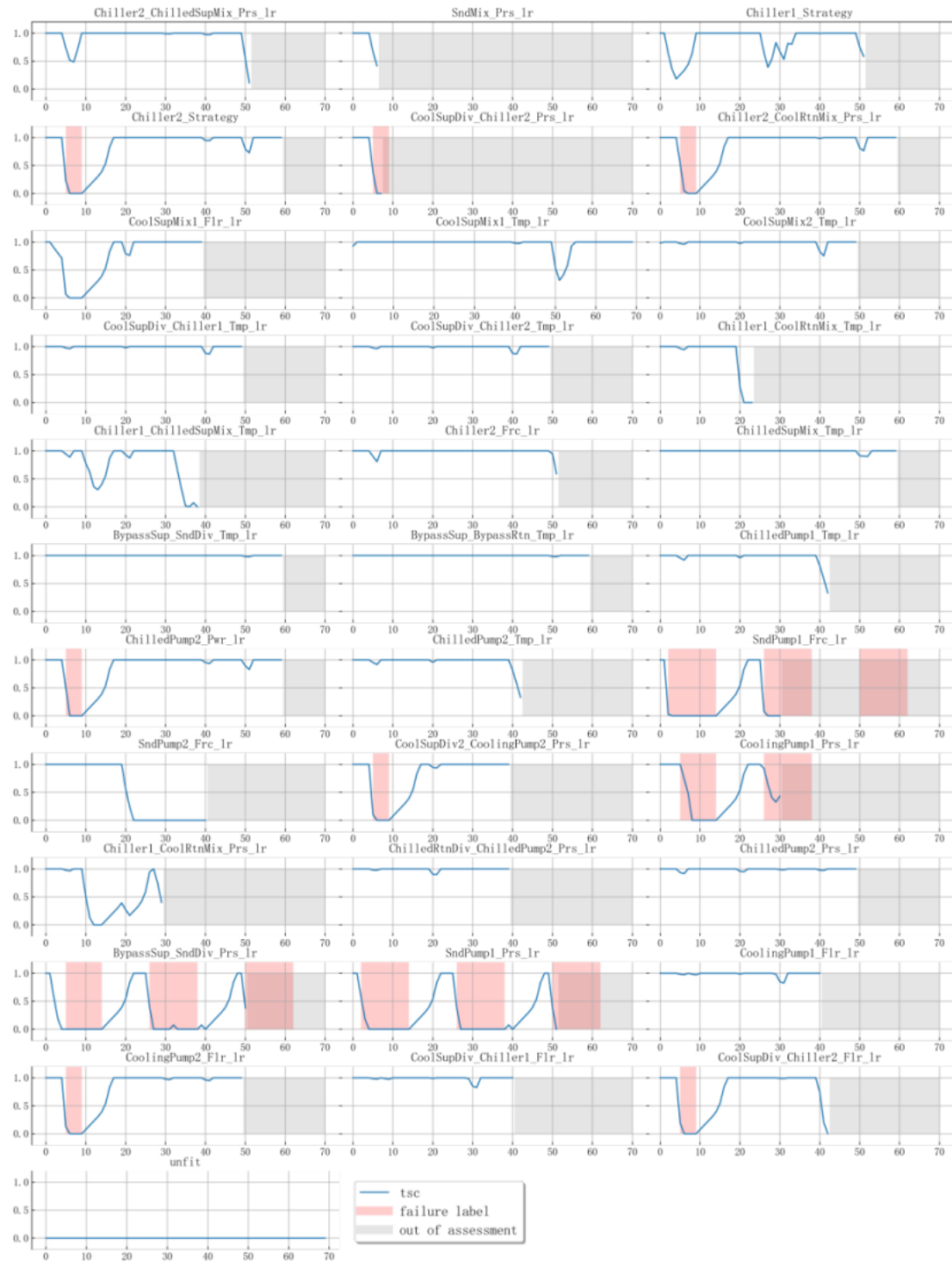


图 4.40 第三部分分析因果关系信念演化（主观错误案例）

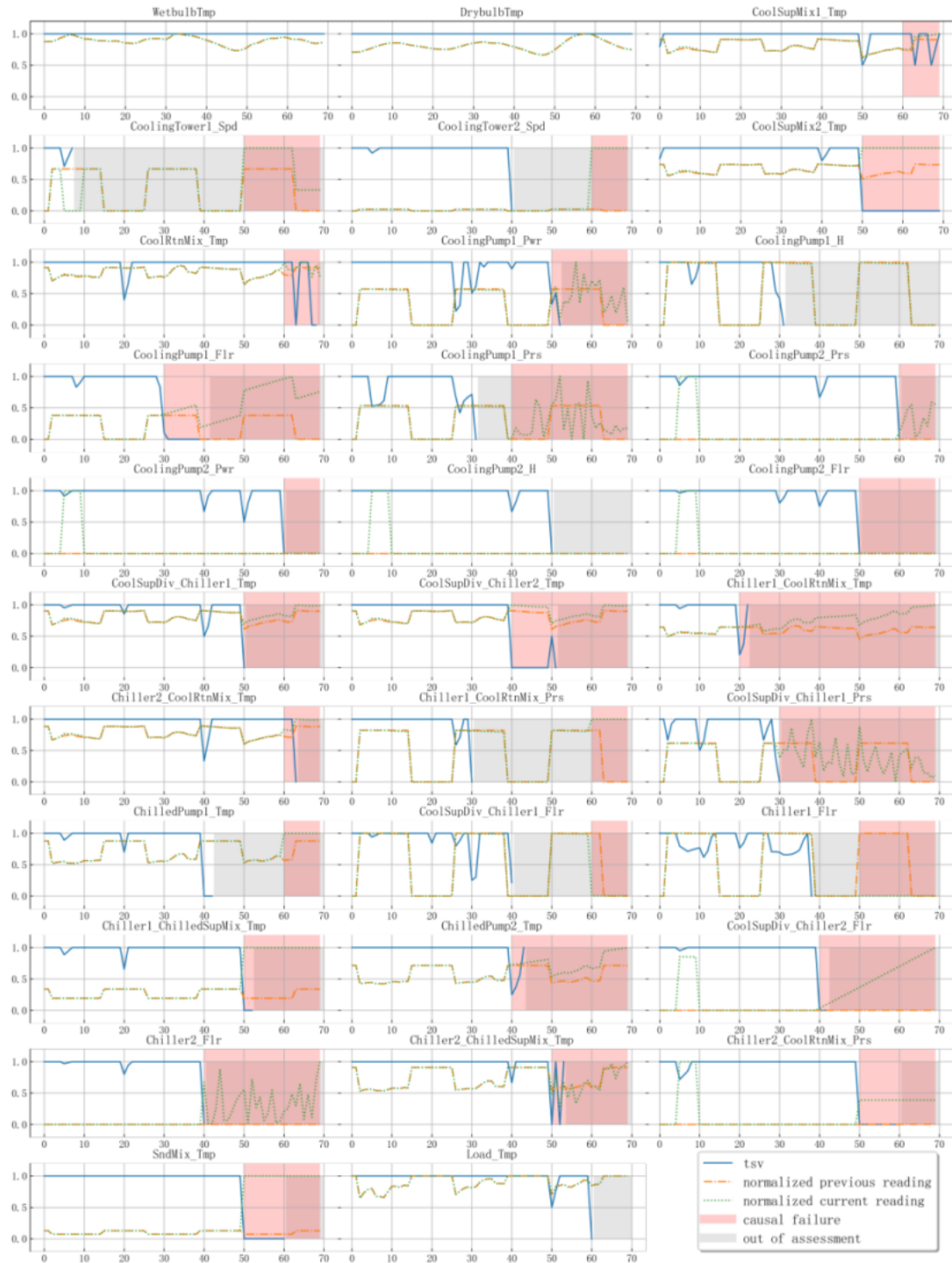


图 4.41 第一部分数字信念演化（主观错误案例）

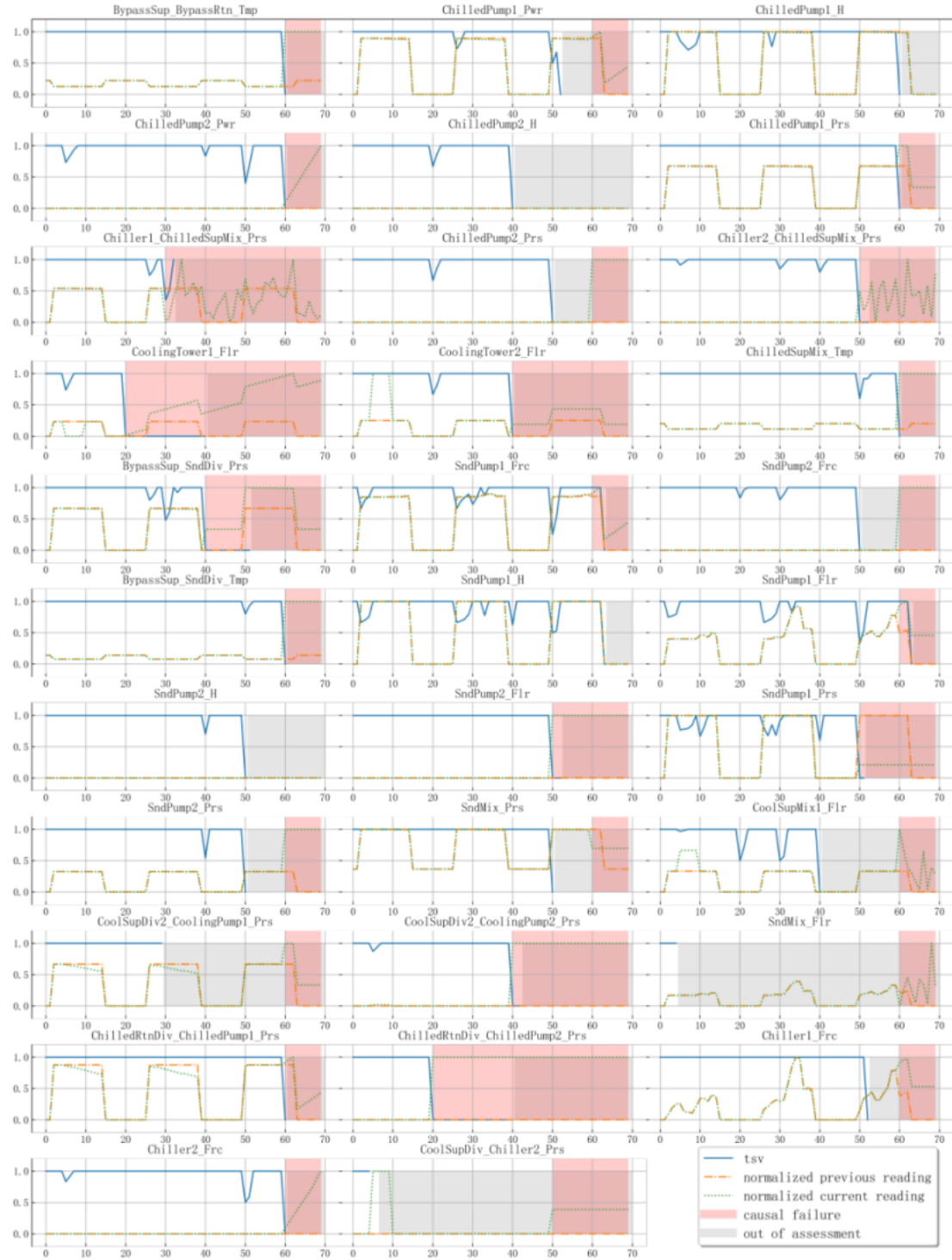


图 4.42 第二部分数字信念演化（主观错误案例）

综上所述，后验结果与理论先验推演相一致，其成功验证了本论文理论的有效性，具体地：当传感器数字偏离真实值时，对应传感器的数字信念将出现下降；当传感器出现故障时，对应传感器因果关系的信念将出现下降；当系统出现故障或模型不准时，对应分析因果关系的信念将出现下降；当故障过多或模型失效过

多时，其将指出哪些对象当前无法被评估；即使信念的大小没有正确地反映实际情况，也仍然可通过查询日志解释为何信念取此大小，进而引导如何修正信念系统。

## 第 5 章 结论与展望

### 5.1 工作总结及贡献

本论文针对冷热源机房运维,设计了一种用于评估单个传感器数字准确性与多个传感器数字间协同关系有效性的信念系统,主要工作及创新点如下:

(1) 提出了一种基于协同性构建的信念网络,其以一种直观的方式解释了数字与协同关系间的联系、解释了新协同关系是如何被发现的,以及解释了协同关系失效的可能原因;

(2) 提出了一致性距离的概念,其可以用于衡量协同关系实际的有效程度;

(3) 提出了基于协同性的对数字与协同关系信任程度的计算公式,相比于基于概率计算,其具备更彻底的可解释性,更符合一般的认识规律;

(4) 提出了一种存储协同关系的数据结构,其可以灵活地转化为信念网络,具备良好的容量伸缩弹性;

(5) 提出了一系列用于协同关系调用的推断模型,通过将逻辑运算与残差思想引入模型中,基本覆盖了所有常见的推断关系;

(6) 提出了一种信念的张量化运算方法,通过将各变量组织进  $n$  阶张量中,以一种简洁的方式记录了变量间联系,在便于程序调用计算的同时,使其本身也具备了充分的可解释性;

(7) 提出并搭建了一种 TRNSYS 二次开发平台,该平台相比于原生 TRNSYS,额外实现了压力仿真以及系统故障与传感器故障数据的生成;

(8) 混合了传感器故障、系统故障、及规律错误等情况进行实验验证,证实了该信念系统可以以一种可解释地方式给出各模型有效性的边界、可以融合不同模型在不同情况下的有效范围,以及可以实现传感器故障与系统故障/规律错误的区分。

该信念系统提供了一种发现偏见、纠正偏见的能力,其不仅可以提升即时的运维效果,而且形成了数字与规律间信息双向流动的环路,使得运维本身能够不断地自我迭代提升。除此之外,该信念系统也普遍地适用于其他知识领域及各种类型的数据,如图像与数字间的协同关系、图像与声音间的协同关系等等,只要能够将目标协同关系建模为一种“输入-输出”的形式,就可以纳入信念系统参与评估。实际上,该信念系统可以看作是一种“知识审查机制”,它能够穷尽自己所拥有的知识,到达主观上对事物真假判断的极限,超过该极限,我们不可能拥有更多的认识。再者,“信念”表示了一种“意向性”,它可以认为是“智能”



本质的内涵之一，所以该信念系统的构建也将有助于通用人工智能（Artificial General Intelligence, AGI）的实现。

## 5.2 未来工作方向

本论文的研究虽然已经取得了初步的验证，但由于作者本身的知识储备有限、时间精力有限，仍有许多细节有待完善、许多方向值得探究，这里简要讨论如下：

（1）一致性距离的求解优化。为保证该最优化问题找到最优解，本论文采用了多次初始化的方法，但该方法不能够彻底解决该问题，后续可考虑限定推断模型的形式，以使得在数学上保证最优化可以寻得最优解；

（2）一致性距离离散阈值优化。目前论文采用的是固定离散阈值，后续可考虑采用动态阈值，且阈值之间的相对大小也应纳入考量，若能够将不同协同关系的一致性距离相比较，则采用连续的一致性距离将更理想；

（3）惩罚分配策略设计。目前派生协同关系中的惩罚分配权重不够合理，其仅考虑了原生协同关系内部怀疑程度的相对大小，忽略了原生协同关系间怀疑程度的相对大小，只不过由于信念评估是分布式进行的，所以该不良影响被抑制了；

（4）协同关系递归拓展。考虑派生协同关系与其他协同关系继续派生新的协同关系，实现协同关系更进一步的挖掘；

（5）协同关系间配合设计。如开篇所述，本论文侧重点在于发现偏见能力的构建，而非不产生偏见。信念系统在对各对象进行信念评估时，各对象存在于不同数量、不同类型的协同关系中，这是信念系统固有偏见的来源。所以，后续可以考虑如何配合协同关系的数量及类型，以减少对不同对象的偏见；

（6）协同关系筛选。目前在进行评估时会穷尽所有的协同关系，这是非常消耗计算资源的，后续可以考虑按需选择协同关系的计算，如借助 Attention 机制<sup>[47]</sup>筛选比较重要协同关系。实际上，这其实可以再进一步延申出“情感系统”的构建，其不是根据逻辑的推断结果进行决策，而是通过各种情感进行决策，如当电量不足时，因为有“自我保存”的情感，所以筛选了某些重要的协同关系。

## 参考文献

- [1] 石健, 王少萍, 罗雪松. 基于不确定传感器状态的机载系统多层故障诊断方法[J]. 航空学报. 2021, 42(6): 15-32.
- [2] 兰涯雯, 李强, 邓淑桃, 等. 基于多属性关联决策的 WSN 故障检测方法[J]. 计算机工程. 2019, 45(10): 84-89.
- [3] Karthik N, Ananthanarayana V S. Data trust model for event detection in wireless sensor networks using data correlation techniques[C]. IEEE, 2017.
- [4] Karmakar G C, Das R, Kamruzzaman J. IoT Sensor Numerical Data Trust Model Using Temporal Correlation[J]. IEEE Internet of Things Journal. 2020, 7(4): 2573-2581.
- [5] Dunia R, Joe Qin S, Edgar T F, et al. Use of principal component analysis for sensor fault identification[J]. Computers & Chemical Engineering. 1996, 20: S713-S718.
- [6] 刘文杰. 基于数据驱动的机电设备传感器故障预测方法研究[D]. 天津理工大学, 2018.
- [7] Dunia R, Qin S J, Edgar T F, et al. Identification of faulty sensors using principal component analysis[J]. AIChE Journal. 1996, 10(42).
- [8] 禹法文. 基于主元分析的多联机系统传感器故障检测与诊断[D]. 华中科技大学, 2018.
- [9] Xiao F, Wang S, Xu X, et al. An isolation enhanced PCA method with expert-based multivariate decoupling for sensor FDD in air-conditioning systems[J]. Applied Thermal Engineering. 2009, 29(4): 712-722.
- [10] Beghi A, Brignoli R, Cecchinato L, et al. Data-driven Fault Detection and Diagnosis for HVAC water chillers[J]. Control Engineering Practice. 2016, 53: 79-91.
- [11] Yabin, Guannan, Chen, et al. An enhanced PCA method with Savitzky-Golay method for VRF system sensor fault detection and diagnosis[J]. Energy and Buildings. 2017, 142(MAY): 167-178.
- [12] Wang S, Zhou Q, Xiao F. A system-level fault detection and diagnosis strategy for HVAC systems involving sensor faults[J]. Energy and Buildings. 2010, 42(4): 477-490.
- [13] Verhelst J, Ham G V, Saelens D, et al. Economic impact of persistent sensor and actuator faults in concrete core activated office buildings[J]. Energy & Buildings. 2017, 142(MAY): 111-127.
- [14] Panayiotis M, Papadopoulos V R M M. Distributed Diagnosis of Actuator and Sensor Faults in HVAC Systems[J]. Ifac Papersonline. 2017, 50(1): 4209-4215.
- [15] 张玲, 孙永荣, 赖际舟, 等. 基于多传感器故障检测的设计与实验开发[J]. 教育教学论坛. 2019(52): 277-278.
- [16] 于飞, 李元朋, 李志恒, 等. 基于置信度的自适应 Kalman 滤波定位方法[J]. 中国民航大学学报. 2010, 28(2): 42-46.
- [17] 梁栋, 张宇峰, 袁慎芳, 等. 基于异常识别和关联分析的桥梁数据复合诊断[J]. 振动、测试与诊断. 2012, 32(3): 402-407.
- [18] Adams S, Beling P A, Greenspan S, et al. Model-Based Trust Assessment for Internet of Things Networks[C]. IEEE, 2018.
- [19] Peng T, Sellami S, Boucelma O. Trust Assessment on Streaming Data: A Real Time Predictive Approach[C]. 2020.

- [20] 林涛, 付崇阁, 吉萌萌. 基于改进的自注意力长短期记忆网络的传感器故障预检测方法[J]. 计算机应用. 2021, 41(z1): 31-35.
- [21] 王家能, 周治平. 正则化 ISU—LSTM 的多传感器故障预测方法[J]. 传感技术学报. 2021,34(2):196-202.
- [22] 张晗. 基于物联网的传感器校正方法研究[D]. 北京交通大学, 2017.
- [23] Shamshirband S, Kalantari S, Daliri Z S, et al. Expert security system in wireless sensor networks based on fuzzy discussion multi-agent system[J]. Scientific Research and Essays. 2010, 5(24): 3840-3849.
- [24] Zhang C, Zhao Y, Zhou Y, et al. A real-time abnormal operation pattern detection method for building energy systems based on association rule bases[J]. Building Simulation. 2022, 15(1): 69-81.
- [25] 翟旭升, 杨仕美, 段朋振, 等. 基于数据融合的航空发动机多余度智能传感器故障诊断[J]. 燃气涡轮试验与研究. 2020, 33(03): 23-27.
- [26] 唐亮, 王玉成, 卫莉, 等. 一种多路冗余压力传感器表决算算法设计[C]. 中国云南昆明: 2019.
- [27] Taiebat M. Distinguishing sensor and system faults for diagnostics and monitoring[J]. 2015.
- [28] Hur J, Lee Y, Hong S, et al. Trust Management for Resilient Wireless Sensor Networks[M]. Berlin, Heidelberg:Springer Berlin Heidelberg, 2006, 56-68.
- [29] Won J, Bertino E. Distance-Based Trustworthiness Assessment for Sensors in Wireless Sensor Networks[C]. Network and System Security. New York: Springer, 2015: 18-31.
- [30] 杨文, 张邦双, 叶欣, 等. 基于能量平衡的配电网传感器故障检测方法探究[J]. 电力系统自动化. 2018, 42(12): 154-159.
- [31] Ganeriwal S, Balzano L K, Srivastava M B. Reputation-based framework for high integrity sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks. 2008, 4(3): 1-37.
- [32] Momani M, Challa S. GTRSSN: Gaussian Trust and Reputation System for Sensor Networks[C]. Advances in Computer and Information Sciences and Engineering. Dordrecht: Springer Netherlands, 2008: 343-347.
- [33] 宁丰力, 梁国祥, 王志彬. 一种无线传感器网络节点的故障检测算法[J]. 计算技术与自动化. 2020, 39(2): 6.
- [34] Crosby G V, Pissinou N. Cluster-Based Reputation and Trust for Wireless Sensor Networks[C]. Consumer Communications & Networking Conference. Las Vegas: NV, 2007: 604-608.
- [35] 刁联旺, 王常武, 商建云, 等. 多传感器一致性数据融合方法的改进与推广[J]. 系统工程与电子技术. 2002, 24(9): 60-61, 110.
- [36] Bao F, Chen I, Chang M, et al. Hierarchical Trust Management for Wireless Sensor Networks and its Applications to Trust-Based Routing and Intrusion Detection[J]. IEEE eTransactions on network and service management. 2012, 9(2): 169-183.
- [37] Shaikh R A, Jameel H, D'Auriol B J, et al. Group-Based Trust Management Scheme for Clustered Wireless Sensor Networks[J]. IEEE transactions on parallel and distributed systems. 2009, 20(11): 1698-1712.
- [38] Lim H, Moon Y, Bertino E. Provenance-based trustworthiness assessment in sensor networks[C]. International workshop on data management for sensor networks. SG: ACM, 2010: 2-7.

- [39] 张涛, 齐永奇, 郭晓波. 水下潜器多传感器信息融合的不确定性分析[J]. 中国惯性技术学报. 2013(6): 753-757.
- [40] 李昌玺, 周焰, 林茵, 等. 考虑传感器置信度的改进 D-S 证据合成算法[J]. 解放军理工大学学报: 自然科学版. 2017, 18(1): 6.
- [41] Feng R, Xu X, Zhou X, et al. A Trust Evaluation Algorithm for Wireless Sensor Networks Based on Node Behaviors and D-S Evidence Theory[J]. Sensors. 2011, 11(2): 1345-1360.
- [42] 徐英瑾. 胡塞尔的意向性理论与人工智能关系刍议[J]. 上海师范大学学报(哲学社会科学版). 2018, 47(05): 66-76.
- [43] 笛卡尔. 谈谈方法[M]. 北京: 商务印书馆, 2000.
- [44] 黑格尔. 精神现象学[M]. 江西南昌: 江西教育出版社, 2014.
- [45] 康德. 纯粹理性批判[M]. 1. 北京: 中国人民大学出版社: 2011.
- [46] 约翰·斯图亚特·穆勒. 逻辑体系[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2014.
- [47] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need[J]. arXiv. 2017.

## 附录 A 初始知识库

```

{
  "Air": {
    "Type": "inequality",
    "inputnames": [
      "WetbulbTmp",
      "DrybulbTmp"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship": "WetbulbTmp<=DrybulbTmp"
  },
  "HeatTrans_CoolingTower": {
    "Type": "inequality",
    "inputnames": [
      "WetbulbTmp",
      "CoolSupMix1_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship": "WetbulbTmp<=CoolSupMix1_Tmp"
  },
  "TowerStrategy": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "CoolingTower1_Spd"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolingTower2_Spd"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "CoolingWater_Acrosspump": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-6,
    "inputnames": [
      "CoolSupMix1_Tmp"
    ],
    "outputnames": [

```

```

        "CoolSupMix2_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
},
"CoolingWater_Acrosstower": {
    "Type": "inequality",
    "inputnames": [
        "CoolSupMix1_Tmp",
        "CoolRtnMix_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
        "unscale"
    ],
    "Relationship": "CoolSupMix1_Tmp<=CoolRtnMix_Tmp"
},
"CoolingPump1_Energy": {
    "Type": "logic",
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr",
        "CoolingPump1_H",
        "CoolingPump1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "unscale"
    ],
    "Relationship": "[(20000>CoolingPump1_Pwr>12000',
'38>CoolingPump1_H>30',
'32000>CoolingPump1_Flr>30000'),('abs(CoolingPump1_Pwr-0)<1e-8',
'abs(CoolingPump1_H-0)<1e-8', 'abs(CoolingPump1_Flr-0)<1e-8')]"
},
"CoolingPump1_Pwr2Prs": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "Relationship": "[500.48757848757845, 0.0]"
},
"CoolingPump2_Pwr2Prs": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-8,

```

```

        "inputnames": [
            "CoolingPump2_Prs"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolingPump2_Pwr"
        ],
        "Relationship": "[500.48757848757845, 0.0]"
    },
    "CoolPump1_Perf": {
        "Type": "CoolingPump",
        "inputnames": [
            "CoolingPump1_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolingPump1_H"
        ],
        "Relationship": "coolingpump"
    },
    "CoolingPump2_Energy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "CoolingPump2_Pwr",
            "CoolingPump2_H",
            "CoolingPump2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('20000>CoolingPump2_Pwr>12000',
'38>CoolingPump2_H>30',
'32000>CoolingPump2_Flr>30000'),('abs(CoolingPump2_Pwr-0)<1e-8',
'abs(CoolingPump2_H-0)<1e-8', 'abs(CoolingPump2_Flr-0)<1e-8')]"
    },
    "CoolPump2_Perf": {
        "Type": "CoolingPump",
        "inputnames": [
            "CoolingPump2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolingPump2_H"
        ],
        "Relationship": "coolingpump"
    },
    "CoolTmp1_Balance": {

```

```

        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolSupMix2_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 0.0]"
    },
    "CoolTmp2_Balance": {
        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolSupMix2_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingWater_AcrossChiller1": {
        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp",
            "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship":
"\"CoolSupDiv_Chiller1_Tmp<=Chiller1_CoolRtnMix_Tmp\"
    },
    "CoolingWater_AcrossChiller2": {
        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp",
            "Chiller2_CoolRtnMix_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship":
"\"CoolSupDiv_Chiller2_Tmp<=Chiller2_CoolRtnMix_Tmp\"
    },
    "CoolingWaterP_AcrossChiller1": {

```



```

        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "Chiller1_CoolRtnMix_Prs",
            "CoolSupDiv_Chiller1_Prs"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "=Chiller1_CoolRtnMix_Prs<=CoolSupDiv_Chiller1_Prs"
    },
    "CoolTmp3_Balance": {
        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp",
            "CoolRtnMix_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp<=CoolRtnMix_Tmp"
    },
    "CoolTmp4_Balance": {
        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "Chiller2_CoolRtnMix_Tmp",
            "CoolRtnMix_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "Chiller2_CoolRtnMix_Tmp<=CoolRtnMix_Tmp"
    },
    "Chiller1_Perf": {
        "Type": "chiller",
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp",
            "ChilledPump1_Tmp",
            "CoolSupDiv_Chiller1_Flr",
            "Chiller1_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp",
            "Chiller1_ChilledSupMix_Tmp"
        ],
    },

```

```

    "Relationship": "1"
  },
  "Chiller2_Perf": {
    "Type": "chiller",
    "inputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp",
      "ChilledPump2_Tmp",
      "CoolSupDiv_Chiller2_Flr",
      "Chiller2_Flr"
    ],
    "outputnames": [
      "Chiller2_CoolRtnMix_Tmp",
      "Chiller2_ChilledSupMix_Tmp"
    ],
    "Relationship": "2"
  },
  "CoolingWaterRtn_Pressure1": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
      "Chiller1_CoolRtnMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "Relationship": "[532.931976744186, 0.0]"
  },
  "CoolingWaterRtn_Pressure2": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 2e-8,
    "inputnames": [
      "Chiller2_CoolRtnMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolingPump2_Pwr"
    ],
    "Relationship": "[532.931976744186, 0.0]"
  },
  "UserTempRaise": {
    "Type": "inequality",
    "inputnames": [
      "SndMix_Tmp",
      "Load_Tmp"
    ],
  },

```

```

        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "SndMix_Tmp<=Load_Tmp"
    },
    "Bypass_Temp": {
        "Type": "inequality",
        "inputnames": [
            "BypassSup_BypassRtn_Tmp",
            "Load_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "BypassSup_BypassRtn_Tmp<=Load_Tmp"
    },
    "ChilledPump1_Energy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "ChilledPump1_Pwr",
            "ChilledPump1_H",
            "Chiller1_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('21000>ChilledPump1_Pwr>15000',
'31>ChilledPump1_H>25',
'43000>Chiller1_Flr>40000'),('abs(ChilledPump1_Pwr-0)<1e-8',
'abs(ChilledPump1_H-0)<1e-8', 'abs(Chiller1_Flr-0)<1e-8)']"
    },
    "ChilledPump2_Energy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "ChilledPump2_Pwr",
            "ChilledPump2_H",
            "Chiller2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('21000>ChilledPump2_Pwr>15000',
'31>ChilledPump2_H>25',
'45000>Chiller2_Flr>40000'),('abs(ChilledPump2_Pwr-0)<1e-8',

```

```

'abs(ChilledPump2_H-0)<1e-8', 'abs(Chiller2_Flr-0)<1e-8)']"
  },
  "ChilledWater_AcrossChiller2": {
    "Type": "inequality",
    "inputnames": [
      "Chiller2_ChilledSupMix_Tmp",
      "ChilledPump2_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship": "Chiller2_ChilledSupMix_Tmp<=ChilledPump2_Tmp"
  },
  "ChilledWaterP_AcrossChiller1": {
    "Type": "logicres",
    "inputnames": [
      "ChilledPump1_Pr",
      "Chiller1_ChilledSupMix_Pr",
      "ChilledPump1_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship":
"(ChilledPump1_Pwr>0)*max(Chiller1_ChilledSupMix_Pr-ChilledPump1_Pr,
0)+(abs(ChilledPump1_Pwr-0)<1e-8)*abs(Chiller1_ChilledSupMix_Pr-ChilledPump
1_Pr)"
  },
  "ChilledWaterP_AcrossChiller2": {
    "Type": "logicres",
    "inputnames": [
      "ChilledPump2_Pr",
      "Chiller2_ChilledSupMix_Pr",
      "ChilledPump2_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship":
"(ChilledPump2_Pwr>0)*max(Chiller2_ChilledSupMix_Pr-ChilledPump2_Pr,
0)+(abs(ChilledPump2_Pwr-0)<1e-8)*abs(Chiller2_ChilledSupMix_Pr-ChilledPump
2_Pr)"
  },
  "ChillPump1_Perf": {

```

```

        "Type": "ChilledPump",
        "inputnames": [
            "Chiller1_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "ChilledPump1_H"
        ],
        "Relationship": "chilledpump"
    },
    "ChillPump2_Perf": {
        "Type": "ChilledPump",
        "inputnames": [
            "Chiller2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "ChilledPump2_H"
        ],
        "Relationship": "chilledpump"
    },
    "Tower1ctl": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "CoolingTower1_Flr",
            "CoolingTower1_Spd"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('1>=CoolingTower1_Spd>0',
'36000>CoolingTower1_Flr>15000'), ('abs(CoolingTower1_Spd-0)<1e-8',
'abs(CoolingTower1_Flr-0)<1e-8')]"
    },
    "Tower2ctl": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "CoolingTower2_Flr",
            "CoolingTower2_Spd"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('1>=CoolingTower2_Spd>0',
'36000>CoolingTower2_Flr>15000'), ('abs(CoolingTower2_Spd-0)<1e-8',
'abs(CoolingTower2_Flr-0)<1e-8')]"
    }

```

```

    },
    "Chiller1Temp_Mix": {
      "Type": "inequality",
      "inputnames": [
        "Chiller1_ChilledSupMix_Tmp",
        "ChilledSupMix_Tmp"
      ],
      "outputnames": [
        "unscale"
      ],
      "Relationship": "Chiller1_ChilledSupMix_Tmp<=ChilledSupMix_Tmp"
    },
    "Chiller2Temp_Mix": {
      "Type": "inequality",
      "inputnames": [
        "ChilledSupMix_Tmp",
        "Chiller2_ChilledSupMix_Tmp"
      ],
      "outputnames": [
        "unscale"
      ],
      "Relationship": "ChilledSupMix_Tmp<=Chiller2_ChilledSupMix_Tmp"
    },
    "Chiller1_P": {
      "Type": "linear",
      "inputnames": [
        "Chiller1_ChilledSupMix_Prs"
      ],
      "outputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Prs"
      ],
      "Relationship": "[1.0, 0.0]"
    },
    "Chiller2_P": {
      "Type": "logicres",
      "inputnames": [
        "Chiller1_ChilledSupMix_Prs",
        "Chiller2_ChilledSupMix_Prs",
        "BypassSup_SndDiv_Prs",
        "SndPump1_Frc",
        "SndPump2_Frc"
      ],
      "outputnames": [
        "unscale"
      ]
    }
  
```

```

    ],
    "Relationship": "(SndPump1_Frc>0 or
SndPump2_Frc>0)*abs(BypassSup_SndDiv_Prs-max(Chiller1_ChilledSupMix_Prs,
Chiller2_ChilledSupMix_Prs))+((not (SndPump1_Frc>0 or
SndPump2_Frc>0))*abs(BypassSup_SndDiv_Prs))"
  },
  "ChillWater_Bypass1": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "ChilledSupMix_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "BypassSup_SndDiv_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "ChillWater_Bypass2": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "ChilledSupMix_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "BypassSup_BypassRtn_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "ChillWater_AcrossSndpump": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "BypassSup_SndDiv_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "SndMix_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "SndPump1_Energy": {
    "Type": "logic",
    "inputnames": [
      "SndPump1_Frc",
      "SndPump1_H",
      "SndPump1_Flr"
    ],
    "outputnames": [

```

```

        "unscale"
    ],
    "Relationship": "[('1>=SndPump1_Frc>0', '30>SndPump1_H>28',
'40000>SndPump1_Flr>8000'),('abs(SndPump1_Frc-0)<1e-8',
'abs(SndPump1_H-0)<1e-8', 'abs(SndPump1_Flr-0)<1e-8')]"
    },
    "SndPump2_Energy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "SndPump2_Frc",
            "SndPump2_H",
            "SndPump2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
    },
    "Relationship": "[('1>=SndPump2_Frc>0', '30>SndPump2_H>28',
'40000>SndPump2_Flr>8000'),('abs(SndPump2_Frc-0)<1e-8',
'abs(SndPump2_H-0)<1e-8', 'abs(SndPump2_Flr-0)<1e-8')]"
    },
    "SndPump1_Perf": {
        "Type": "SndPump",
        "inputnames": [
            "SndPump1_Frc",
            "SndPump1_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "SndPump1_H"
        ],
        "Relationship": "1"
    },
    "SndPump2_Perf": {
        "Type": "SndPump",
        "inputnames": [
            "SndPump2_Frc",
            "SndPump2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "SndPump2_H"
        ],
        "Relationship": "2"
    },
    "SndP_Load": {
        "Type": "logicres",
    }

```



```

    "inputnames": [
        "SndPump1_Prs",
        "SndPump2_Prs",
        "SndMix_Prs",
        "SndPump1_Frc",
        "SndPump2_Frc"
    ],
    "outputnames": [
        "unscale"
    ],
    "Relationship": "(SndPump1_Frc>0 or
SndPump2_Frc>0)*abs(SndMix_Prs-max(SndPump1_Prs,
SndPump2_Prs))+(abs(SndPump1_Frc-0)<1e-8 and
abs(SndPump2_Frc-0)<1e-8)*abs(SndPump1_Prs-SndPump2_Prs)"
    },
    "CoolingWater_Mass1": {
        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolingTower1_Flr",
            "CoolingTower2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolSupMix1_Flr"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingWater_Mass2": {
        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolingPump1_Flr",
            "CoolingPump2_Flr"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolSupMix1_Flr"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingWater_Mass3": {
        "Type": "linear",
        "thresh": 1e-15,
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv_Chiller1_Flr",
            "CoolSupDiv_Chiller2_Flr"
        ],
    },

```

```

        "outputnames": [
            "CoolSupMix1_Flr"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingPump1_Head": {
        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv2_CoolingPump1_Prs",
            "CoolingPump1_H"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolingPump1_Prs"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingPump2_Head": {
        "Type": "linear",
        "thresh": 1.6e-8,
        "inputnames": [
            "CoolSupDiv2_CoolingPump2_Prs",
            "CoolingPump2_H"
        ],
        "outputnames": [
            "CoolingPump2_Prs"
        ],
        "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "CoolingTower1_Mass": {
        "Type": "logicres",
        "inputnames": [
            "CoolingTower1_Flr",
            "CoolingTower1_Spd",
            "CoolingPump2_Pwr"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship":
        "(CoolingPump2_Pwr>0)*abs(CoolingTower1_Flr-CoolingTower1_Spd*31038.0)+(
        CoolingPump2_Pwr<=0)*abs(CoolingTower1_Flr-CoolingTower1_Spd*15519.0)"
    },
    "CoolingTower2_Mass": {
        "Type": "logicres",

```

```

    "inputnames": [
      "CoolingTower2_Flr",
      "CoolingTower2_Spd",
      "CoolingPump2_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
      "unscale"
    ],
    "Relationship":
"(CoolingPump2_Pwr>0)*abs(CoolingTower2_Flr-CoolingTower2_Spd*31038.0)+(
CoolingPump2_Pwr<=0)*max(abs(CoolingTower2_Flr-CoolingTower2_Spd*15519.
0)-1000, 0)"
  },
  "CoolingPump1_Mass": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "CoolingPump1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller1_Flr"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "CoolingPump2_Mass": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
      "CoolingPump2_Flr"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller2_Flr"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 0.0]"
  },
  "CoolingPump1_Pwr2Flr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-10,
    "inputnames": [
      "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller1_Flr"
    ],
    "Relationship": "[1.6930255290227492, 0.0]"
  }

```

```

    },
    "CoolingPump2_Pwr2Flr": {
      "Type": "linear",
      "thresh": 1e-8,
      "inputnames": [
        "CoolingPump2_Pwr"
      ],
      "outputnames": [
        "CoolSupDiv_Chiller2_Flr"
      ],
      "Relationship": "[1.6930255290227492, 0.0]"
    },
    "SndFlow_Mass": {
      "Type": "linear",
      "thresh": 1e-12,
      "inputnames": [
        "SndPump1_Flr",
        "SndPump2_Flr"
      ],
      "outputnames": [
        "SndMix_Flr"
      ],
      "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
    },
    "SndPump_Mass": {
      "Type": "logicres",
      "inputnames": [
        "SndPump1_Flr",
        "SndPump2_Flr",
        "SndPump1_Frc",
        "SndPump2_Frc"
      ],
      "outputnames": [
        "unscale"
      ],
      "Relationship": "(SndPump1_Frc ==
SndPump2_Frc)*abs(SndPump1_Flr-SndPump2_Flr)+(SndPump1_Frc>0)*abs(SndP
ump1_Flr/(SndPump1_Frc+1e-12)*SndPump2_Frc-SndPump2_Flr)+(SndPump2_Frc
>0)*abs(SndPump2_Flr/(SndPump2_Frc+1e-12)*SndPump1_Frc-SndPump1_Flr)"
    },
    "SndPump1_Head": {
      "Type": "linear",
      "inputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Prs",

```

```

        "SndPump1_H"
    ],
    "outputnames": [
        "SndPump1_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
},
"SndPump2_Head": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Prs",
        "SndPump2_H"
    ],
    "outputnames": [
        "SndPump2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
},
"ChilledPump1_Head": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1.5e-8,
    "inputnames": [
        "ChilledRtnDiv_ChilledPump1_Prs",
        "ChilledPump1_H"
    ],
    "outputnames": [
        "ChilledPump1_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
},
"ChilledPump2_Head": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
        "ChilledRtnDiv_ChilledPump2_Prs",
        "ChilledPump2_H"
    ],
    "outputnames": [
        "ChilledPump2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.0, 1.0, 0.0]"
},
"CoolRtnMix_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",

```

```

    "thresh":1e-8,
    "inputnames": [
        "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolRtnMix_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[1.000203848462427, 0.0]"
},
"CoolingPump1_Pwr_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-12,
    "inputnames": [
        "ChilledPump1_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "Relationship": "[0.9059254489758908, 0.0]"
},
"CoolSupDiv_Chiller1_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-8,
    "inputnames": [
        "SndPump1_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolSupDiv_Chiller1_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.669041095890411, 0.0]"
},
"Chiller1_ChilledSupMix_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-12,
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
        "Chiller1_ChilledSupMix_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.001410389121866745, 0.0]"
},
"Chiller2_ChilledSupMix_Prs_lr": {
    "Type": "linear",

```

```

        "thresh":1e-8,
        "inputnames": [
            "ChilledPump2_Pwr"
        ],
        "outputnames": [
            "Chiller2_ChilledSupMix_Prs"
        ],
        "Relationship": "[0.0012778820168002447, 0.0]"
    },
    "SndMix_Prs_lr": {
        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "CoolingTower1_Spd"
        ],
        "outputnames": [
            "SndMix_Prs"
        ],
        "Relationship": "[34.698693115347226, 20.025894547101032]"
    },
    "Chiller1_Strategy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "ChilledPump1_Pwr",
            "CoolingPump1_Pwr",
            "Chiller1_Frc"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('1>=Chiller1_Frc>0', '21000>ChilledPump1_Pwr>15000',
'20000>CoolingPump1_Pwr>12000'), ('abs(Chiller1_Frc-0)<1e-8',
'abs(ChilledPump1_Pwr-0)<1e-8', 'abs(CoolingPump1_Pwr-0)<1e-8')]"
    },
    "Chiller2_Strategy": {
        "Type": "logic",
        "inputnames": [
            "ChilledPump2_Pwr",
            "CoolingPump2_Pwr",
            "Chiller2_Frc"
        ],
        "outputnames": [
            "unscale"
        ],
        "Relationship": "[('1>=Chiller2_Frc>0', '21000>ChilledPump2_Pwr>15000',

```

```
'20000>CoolingPump2_Pwr>12000'), ('abs(Chiller2_Frc-0)<1e-8',
'abs(ChilledPump2_Pwr-0)<1e-8', 'abs(CoolingPump2_Pwr-0)<1e-8')]"
  },
  "CoolSupDiv_Chiller2_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1.5e-8,
    "inputnames": [
      "ChilledPump2_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.0018100857801776088, 0.0]"
  },
  "Chiller2_CoolRtnMix_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1.6e-8,
    "inputnames": [
      "Chiller2_CoolRtnMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [
      "ChilledPump2_Pwr"
    ],
    "Relationship": "[588.27354651, 0.0]"
  },
  "CoolSupMix1_Flr_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1.5e-8,
    "inputnames": [
      "CoolingTower1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupMix1_Flr"
    ],
    "Relationship": "[2.0, 0.0]"
  },
  "CoolSupMix1_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-7,
    "inputnames": [
      "CoolSupMix2_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupMix1_Tmp"
    ]
  }
}
```



```

    ],
    "Relationship": "[0.9982445487332509, 0.0]"
  },
  "CoolSupMix2_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupMix2_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[0.9999576656715545, 0.0]"
  },
  "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[0.9999533926886057, 0.0]"
  },
  "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller1_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "CoolSupDiv_Chiller2_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[0.9999533926886057, 0.0]"
  },
  "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-8,
    "inputnames": [
      "CoolRtnMix_Tmp"
    ],
    "outputnames": [
      "Chiller1_CoolRtnMix_Tmp"
    ],
    "Relationship": "[0.9997171026325103, 0.0]"
  },
},

```

```

    "Chiller1_ChilledSupMix_Tmp_lr": {
      "Type": "linear",
      "inputnames": [
        "Chiller1_Flr"
      ],
      "outputnames": [
        "Chiller1_ChilledSupMix_Tmp"
      ],
      "Relationship": "[-0.00012418813789155943, 12.219999999997789]"
    },
    "Chiller2_Frc_lr": {
      "Type": "linear",
      "thresh": 1e-10,
      "inputnames": [
        "SndPump2_Flr"
      ],
      "outputnames": [
        "Chiller2_Frc"
      ],
      "Relationship": "[2.554504410021874e-05, 0.0]"
    },
    "ChilledSupMix_Tmp_lr": {
      "Type": "linear",
      "thresh": 1e-8,
      "inputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Tmp"
      ],
      "outputnames": [
        "ChilledSupMix_Tmp"
      ],
      "Relationship": "[0.9999522821129585, 0.0]"
    },
    "BypassSup_SndDiv_Tmp_lr": {
      "Type": "linear",
      "thresh": 1e-9,
      "inputnames": [
        "BypassSup_BypassRtn_Tmp"
      ],
      "outputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Tmp"
      ],
      "Relationship": "[1.0, 0.0]"
    },
    "BypassSup_BypassRtn_Tmp_lr": {

```

```

        "Type": "linear",
        "inputnames": [
            "BypassSup_SndDiv_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "BypassSup_BypassRtn_Tmp"
        ],
        "Relationship": "[0.9999494747720798, 0.0]"
    },
    "ChilledPump1_Tmp_lr": {
        "Type": "linear",
        "thresh": 1e-6,
        "inputnames": [
            "ChilledPump2_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "ChilledPump1_Tmp"
        ],
        "Relationship": "[1.0039536951227601, 0.0]"
    },
    "ChilledPump2_Pwr_lr": {
        "Type": "linear",
        "thresh": 1.6e-8,
        "inputnames": [
            "CoolingPump2_Prs"
        ],
        "outputnames": [
            "ChilledPump2_Pwr"
        ],
        "Relationship": "[552.4600054600054, 0.0]"
    },
    "ChilledPump2_Tmp_lr": {
        "Type": "linear",
        "thresh": 1e-6,
        "inputnames": [
            "ChilledPump1_Tmp"
        ],
        "outputnames": [
            "ChilledPump2_Tmp"
        ],
        "Relationship": "[0.9960630276944762, 0.0]"
    },
    "SndPump1_Frc_lr": {
        "Type": "linear",

```

```

    "thresh":1e-8,
    "inputnames": [
        "CoolSupDiv_Chiller1_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "SndPump1_Frc"
    ],
    "Relationship": "[0.023830997341809875, 0.0]"
},
"SndPump2_Frc_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-8,
    "inputnames": [
        "ChilledRtnDiv_ChilledPump2_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "SndPump2_Frc"
    ],
    "Relationship": "[1.737408313906063, 0.0]"
},
"CoolSupDiv2_CoolingPump2_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh":1e-8,
    "inputnames": [
        "Chiller2_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolSupDiv2_CoolingPump2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.1895415506863654e-05, 0.0]"
},
"CoolingPump1_Prs_lr": {
    "Type": "lr_coolbase",
    "inputnames": [
        "SndPump1_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolingPump1_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.6690091671530659, 0.0]"
},
"Chiller1_CoolRtnMix_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [

```

```

        "Chiller1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "Chiller1_CoolRtnMix_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.0008183072875274152, 0.0]"
},
"ChilledRtnDiv_ChilledPump2_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
        "Chiller2_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "ChilledRtnDiv_ChilledPump2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.1895415506848485e-05, 0.0]"
},
"ChilledPump2_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-8,
    "inputnames": [
        "Chiller2_ChilledSupMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "ChilledPump2_Prs"
    ],
    "Relationship": "[1.1581593194122197, 0.0]"
},
"BypassSup_SndDiv_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr"
    ],
    "outputnames": [
        "BypassSup_SndDiv_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.0014105818732047264, 0.0]"
},
"SndPump1_Prs_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Pwr"
    ]
}

```

```

    ],
    "outputnames": [
        "SndPump1_Prs"
    ],
    "Relationship": "[0.002986248022256781, 0.0]"
},
"CoolingPump1_Flr_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
        "CoolSupDiv_Chiller1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolingPump1_Flr"
    ],
    "Relationship": "[0.999999999985708, 0.0]"
},
"CoolingPump2_Flr_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-12,
    "inputnames": [
        "Chiller2_ChilledSupMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolingPump2_Flr"
    ],
    "Relationship": "[1200.232018561485, 0.0]"
},
"CoolSupDiv_Chiller1_Flr_lr": {
    "Type": "linear",
    "inputnames": [
        "CoolingPump1_Flr"
    ],
    "outputnames": [
        "CoolSupDiv_Chiller1_Flr"
    ],
    "Relationship": "[0.999999999985708, 0.0]"
},
"CoolSupDiv_Chiller2_Flr_lr": {
    "Type": "linear",
    "thresh": 1e-8,
    "inputnames": [
        "Chiller2_ChilledSupMix_Prs"
    ],
    "outputnames": [

```

```
        "CoolSupDiv_Chiller2_Flr"  
    ],  
    "Relationship": "[1200.232018561485, 0.0]"  
  }  
}
```

## 致谢

终于还是要写致谢了，距离答辩结束已经过去将近一个月，一方面是懒得写，一方面是不想告别吧。回想从入学到答辩结束后的这段日子，感觉十分的恍惚与不真切，好像经验了很多，但一时又不知从何说起。

初进组时，承蒙各位师兄师姐的关注与关照，令我既诧异又感动，以至于一度怀疑某些行为是否超越了边界，但后来又发现我好像从来没有见过“界”，再后来我也不知道了。但可以确定的是，这是一段温馨的时光，温馨到甚至可以产生疑问，这就是归属感吗？

可惜，似乎难以避免地，一切事物都要向其对立面转化，身边各种各样的事情接连发生，这种转变一时令我应接不暇且难以理解，内心充满了冲突，并急切地想要寻得一条出路。于是，内心自由的声音开始与外界的变幻莫测产生抗争，个人时而滑向一边，时而被撞向另一边。在这期间，我做过“好事”、做过“坏事”、也做过“不知好坏”的事，感到愤怒、感到怀疑、也感到麻木，但有意思的地方在于，好像正是这些复杂的、纠缠在一起的情感，给人带来了一种十分隐秘的宣泄感，反而使人察觉到了某种自身的存在。所以，我十分感谢在这过程中我所新认识的、或重新认识的朋友或长辈，感谢你们原意与我真诚相待，帮助我梳理我的内心，为我单调的生活平添了许多生趣。

回到当下，我也从师弟变成了师兄，我试着像当初师兄师姐照顾我那样去照顾师弟师妹，但我发现我做不到和他们一样，可能仅仅是因为我是我吧。并且，实际上是谁照顾谁还真不好说呢，哈哈。感谢你们的存在，不是因为你们有多聪明、多漂亮、或多会来事儿什么的，仅仅是因为你们在那里，便值得称之为“可爱”。

当然，我还要格外感谢我的导师许鹏教授，他不仅给予了我无限的宽容与自由、允许我的各种肆意妄为、尊重我的每个选择，而且在我低谷之时又给到我最温暖的支持与帮助。可以说，没有许老师，就没有这篇论文；没有许老师，就没有机会认识组里的小伙伴；没有许老师，就没有今天的我。

想说的话其实还有很多很多，特别是一些日常中一语成箴的玩笑话想要记录在这里，但奈何表达能力有限，这些话如鲠在喉，却无论如何也说不出口，既然如此，那不如就先这样吧。



## 个人简历、在读期间发表的学术成果

### 个人简历:

贾乾然, 男, 1998年3月生。

2020年7月毕业于同济大学 建筑环境与能源应用工程专业 获学士学位。

2020年9月入同济大学攻读硕士研究生

### 已发表论文:

[1] 第一作者. 一种基于深度学习的空调机房设备状态检测算法[J]. 建筑科学, 2023, 39(02): 162-170

## 同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文《冷热源机房传感器数据可信度评估》，是本人在导师指导下，独立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：

日期：2023 年 5 月 8 日

---

## 同济大学学位论文授权使用授权书

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；允许论文被查阅和借阅。学校有权将本学位论文的全部或部分内 容授权编入有关数据库出版传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于（在以下方框内打“√”）：

- 保密，在\_\_\_\_\_年解密后适用本授权书。  
 不保密。

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期：2023 年 5 月 8 日

日期：2023 年 5 月 8 日



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

College of Mechanical Engineering

## 冷热源机房传感器数据可信度评估

汇报人：贾乾然

指导教师：许鹏

2023/04/20

# 目录

## CONTENT

1

研究背景

2

信念系统构建

3

实验验证

4

总结与展望

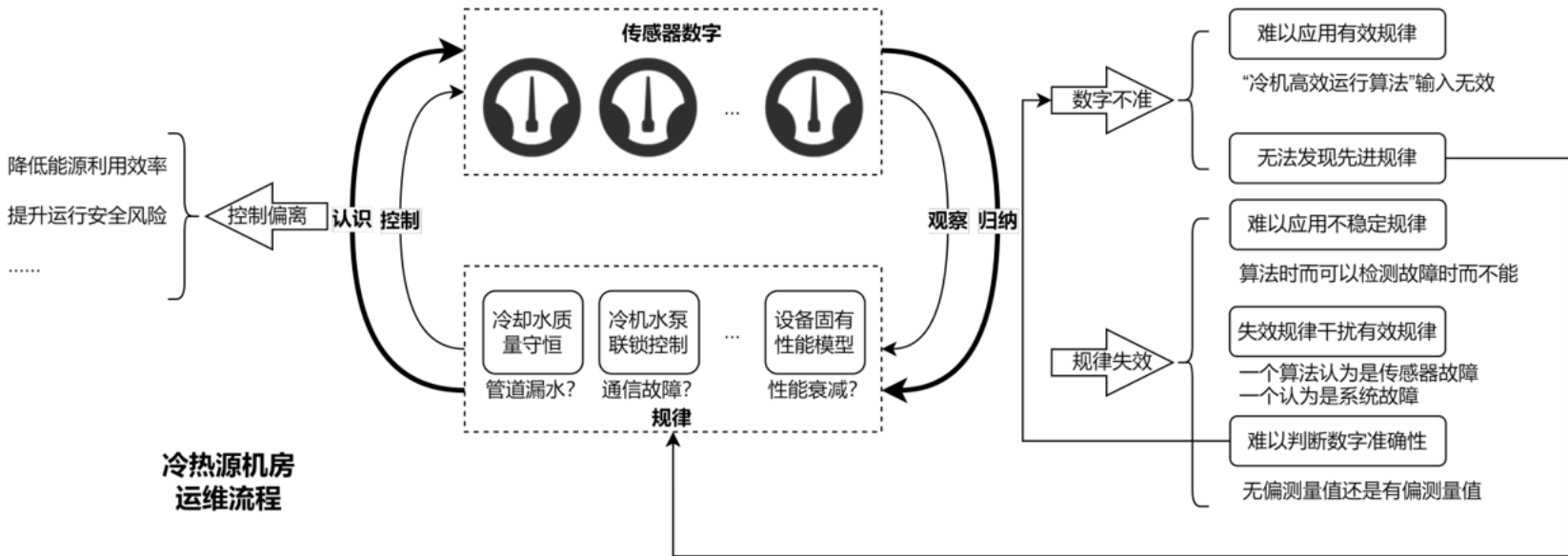
A teal diamond shape is positioned on the left side of the slide, overlapping a dark grey horizontal bar. Inside the diamond, the number '01' is written in white, bold, sans-serif font.

01

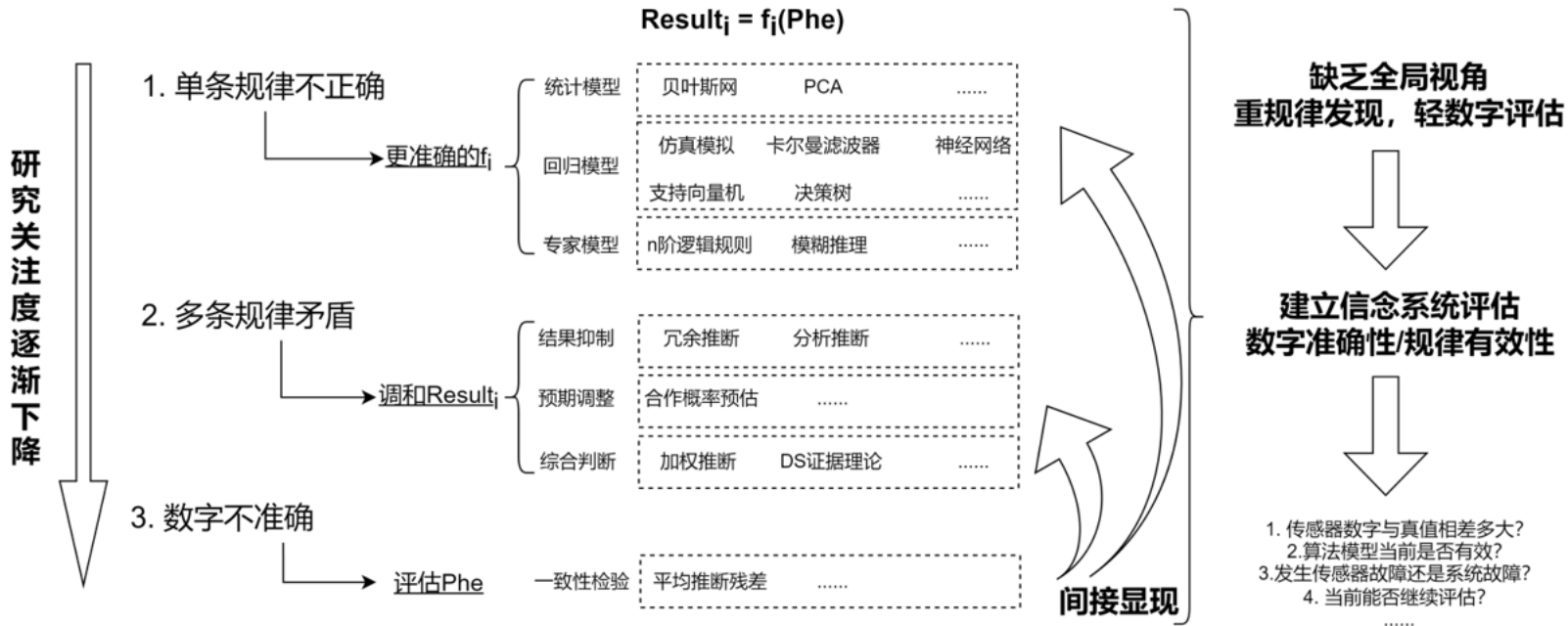
研究背景

# 1 研究背景

影响运维即时效果 ← 传感器数字不准/规律失效 → 影响运维发展上限



# 1 研究现状



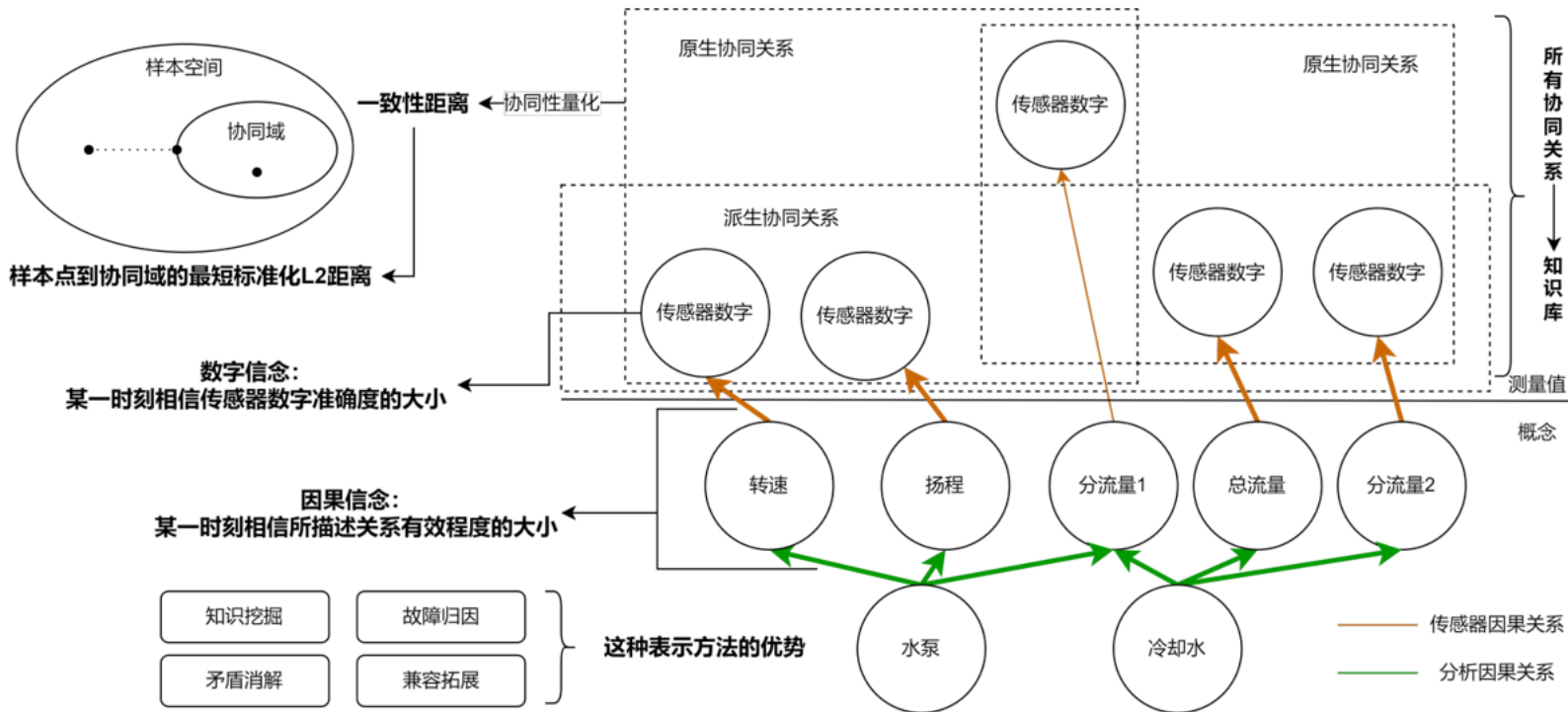


02

信念系统构建

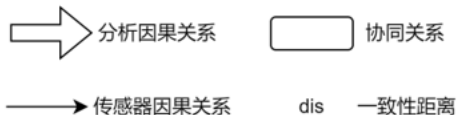
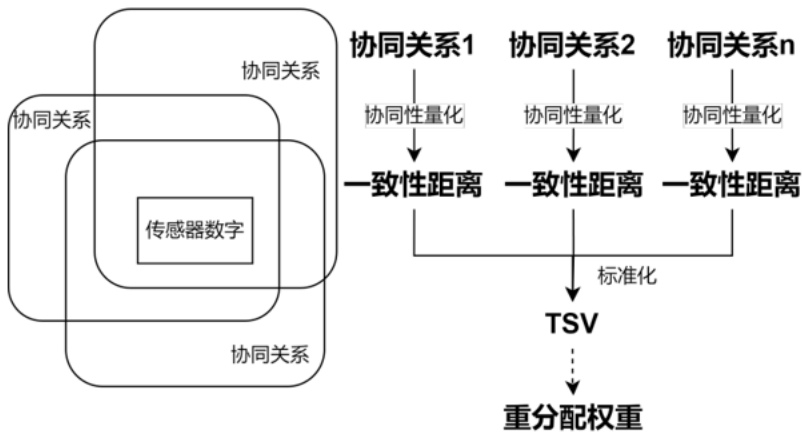


## 2 一种全新的信念网络

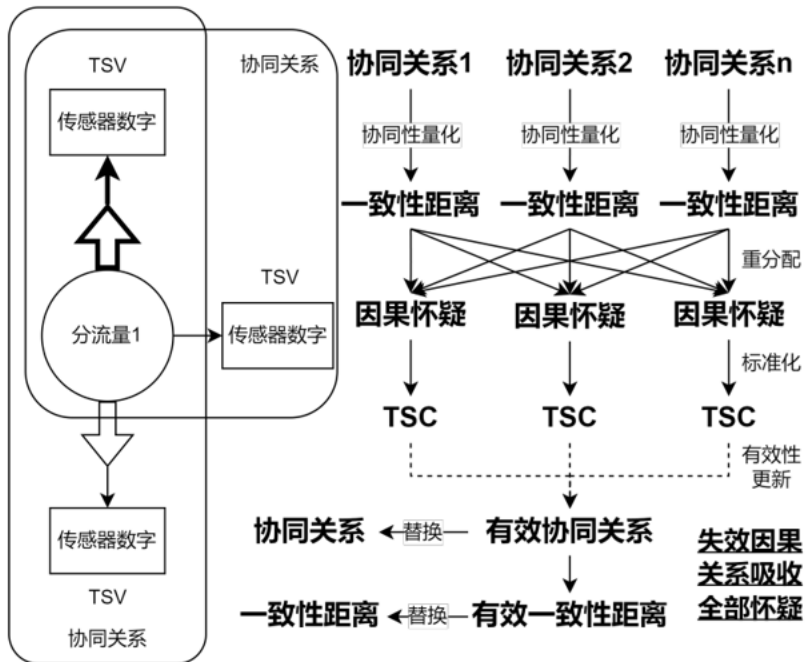


## 2 信念计算原理

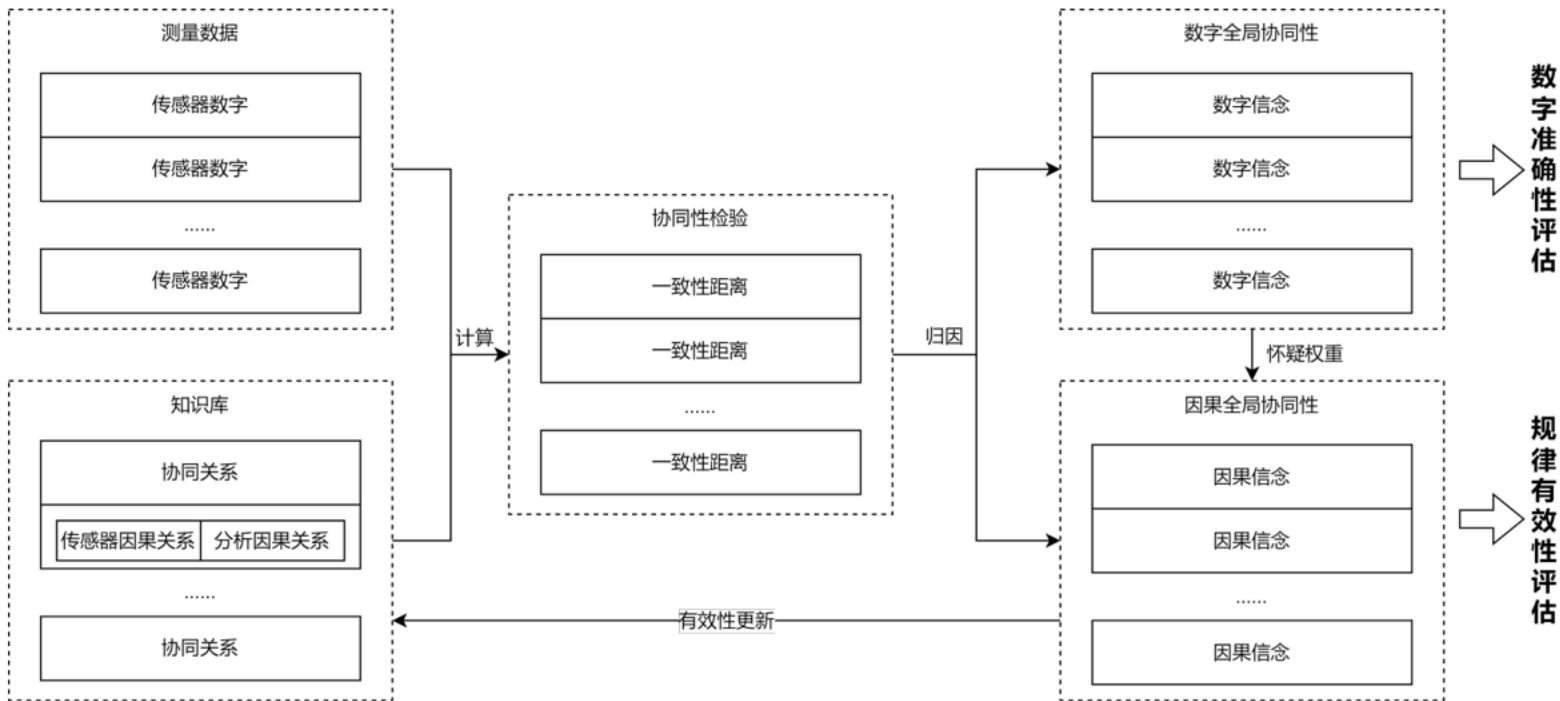
数字信念TSV(Trust Score of Value)



因果信念TSC(Trust Score of Causality)



## 2 技术路线



## 2 信念更新公式

$$TSV_s = 1 - \frac{\sum_i (\Gamma(\text{dis}_{\text{syn}}, \epsilon_{\text{syn}}) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}} TSC_i})}{\sum_{\text{syn}} \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}} TSC_i}}$$

$$TSC_c = \psi(TSC_c + (e^{-\text{penalty}_c} - 1) + \theta(\text{penalty}_c) * \max(TSC_c^\alpha, \epsilon))$$

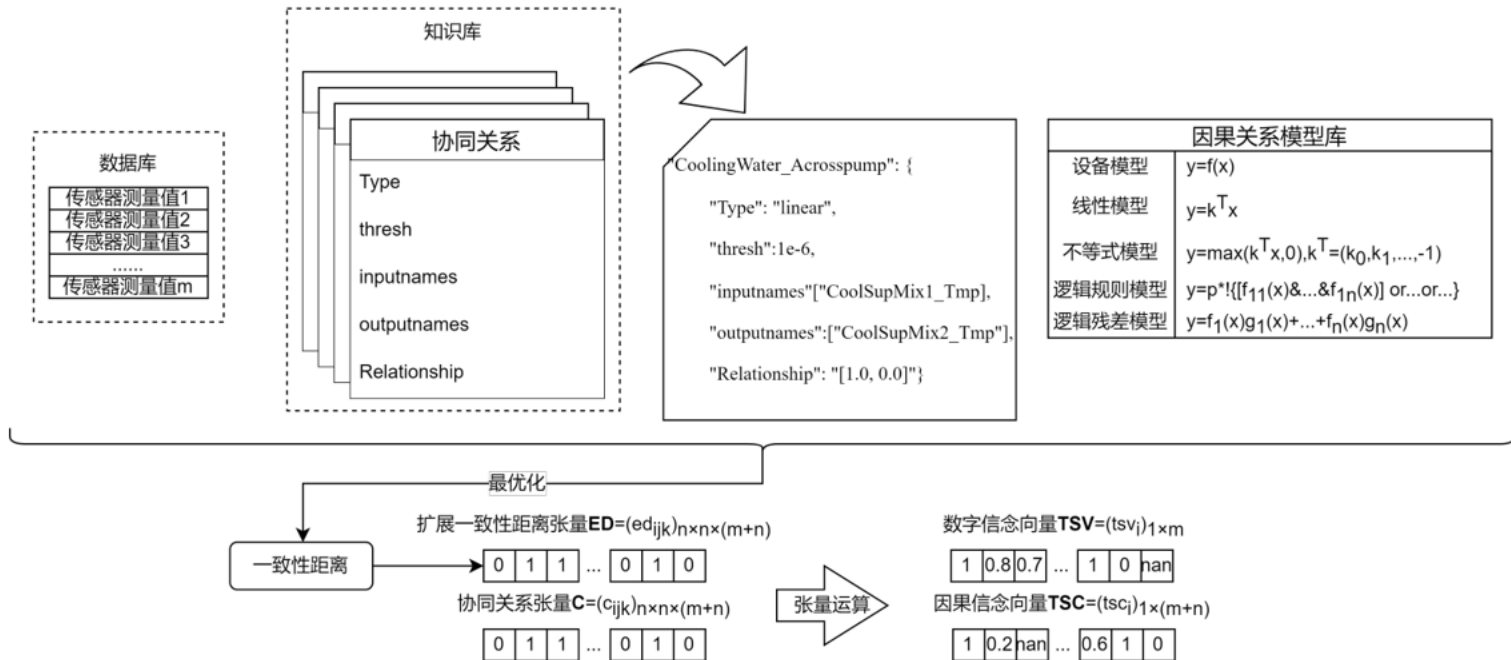
$$\text{penalty}_c = \frac{\sum \Lambda(\text{Dis}_w)}{\sum_{\text{syn}} (\mathbb{E}(\text{Dis}_w) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} TSC_i})} * \text{decay}_c$$

$$\text{dis} = \min(\|(x_0^T, y_0^T) - (x_c^T, f(x_c^T, x_p^T))\|^2), \text{ s. t. } x_c \in \mathbb{R}^m$$

$$\text{Dis}_w = W(\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} TSV_s, w}) * \Gamma(\text{dis}_{\text{syn}}, \epsilon_{\text{syn}}) * \sqrt[n]{\prod_{i \in \text{syn}, i \neq c} TSC_i}$$

$$W(\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} TSV_s, w}) = \begin{cases} \frac{1 - TSV_s}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} TSV_s}}, w = s \\ \frac{\sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} TSV_s}}{\sum_s (1 - TSV_s) + \sum_a \sqrt[n]{\prod_{s \in \text{syn}, s \in a} TSV_s}}, w = a \end{cases}$$

## 2 工程化



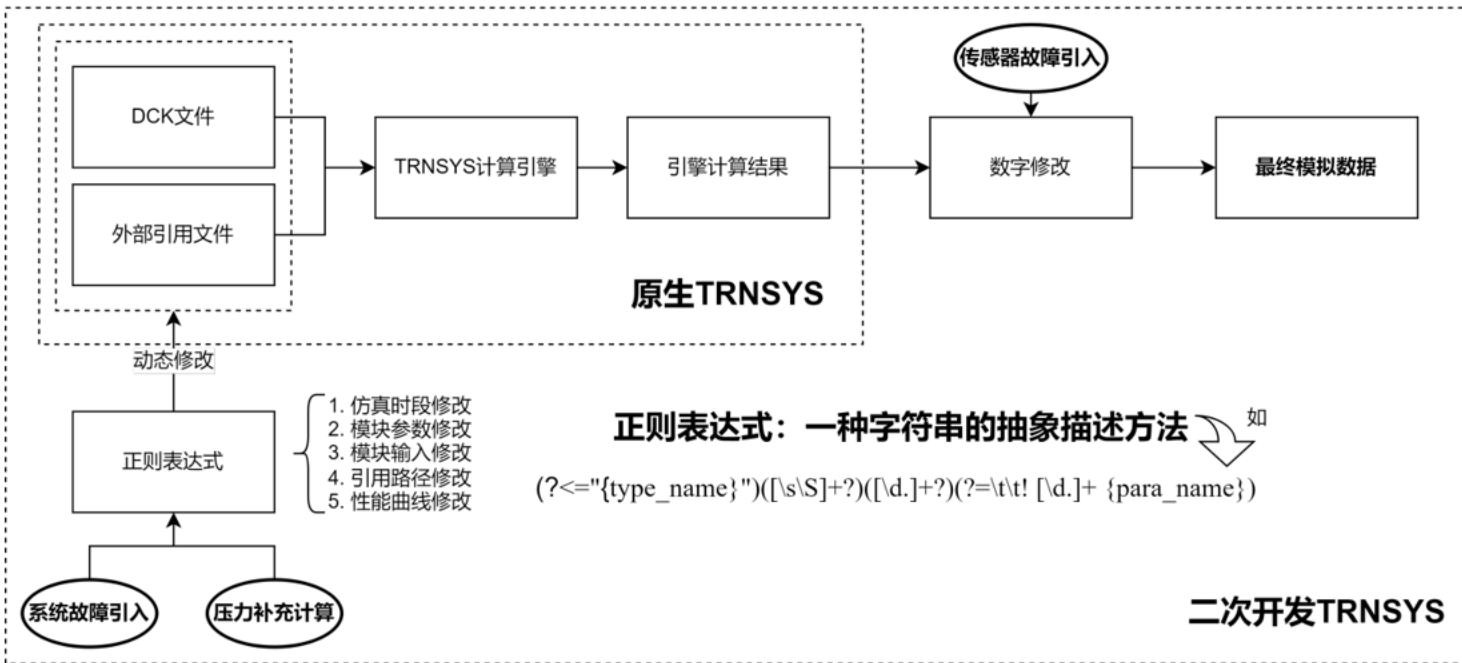
A teal diamond shape is positioned on the left side of the slide, overlapping a dark grey horizontal bar. The number '03' is centered within the diamond in white.

03

实验验证

### 3 验证数据生成

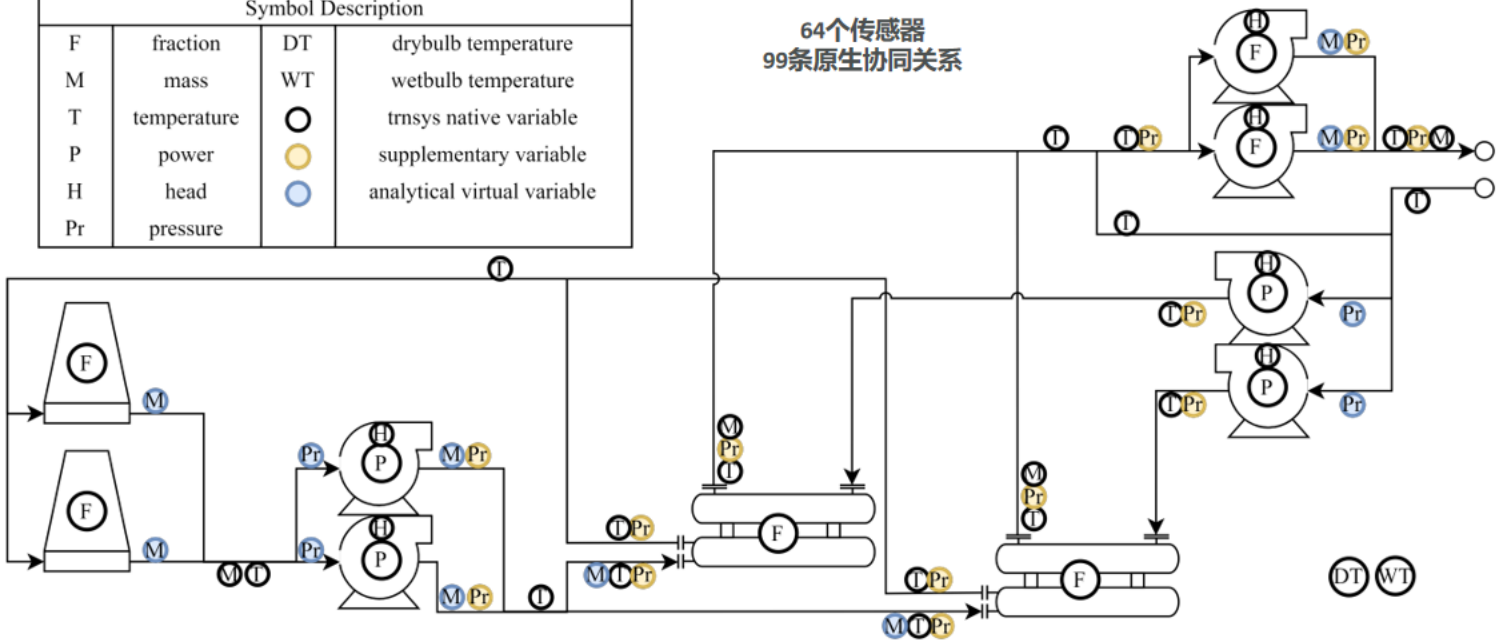
TRNSYS(Transient System Simulation Program): 一款瞬态系统仿真模拟软件



### 3 仿真冷热源系统

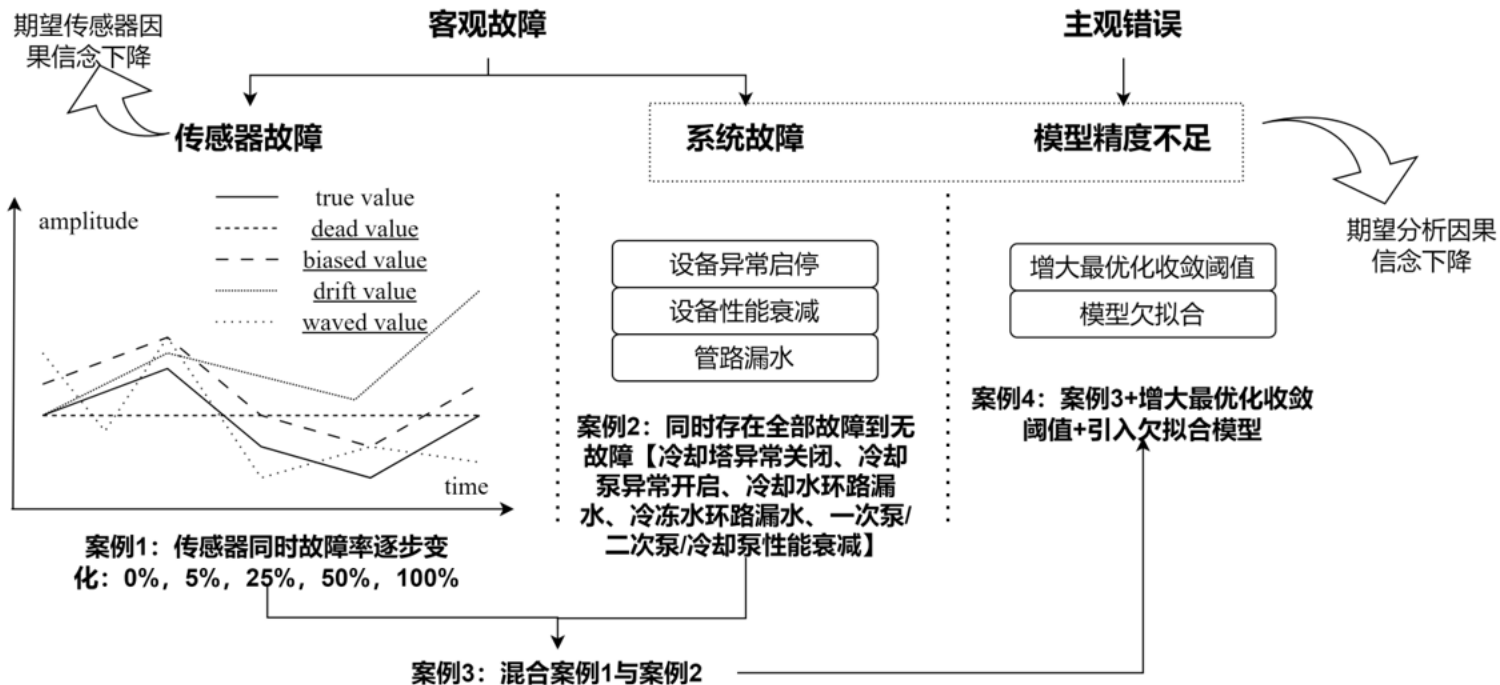
Symbol Description			
F	fraction	DT	drybulb temperature
M	mass	WT	wetbulb temperature
T	temperature	○	trnsys native variable
P	power	●	supplementary variable
H	head	●	analytical virtual variable
Pr	pressure		

64个传感器  
99条原生协同关系





### 3 案例设计策略



### 3 传感器故障示例

传感器CoolingTower2\_Spd出现故障



取3个相关协同关系

{TowerStrategy, CoolingTower1\_Spd, CoolingTower2\_Spd}  
{Tower2ctl, CoolingTower2\_Flr, CoolingTower2\_Spd}  
{CoolingTower2\_Mass, CoolingTower2\_Flr,  
CoolingTower2\_Spd, CoolingPump2\_Pwr}



涉及4个传感器数字

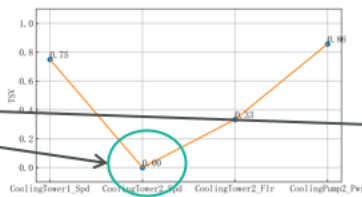
CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、  
CoolingTower2\_Flr、CoolingPump2\_Pwr



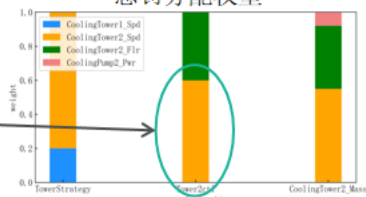
涉及7个因果关系

CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、  
CoolingTower2\_Flr、CoolingPump2\_Pwr、  
TowerStrategy、Tower2ctl、CoolingTower2\_Mass

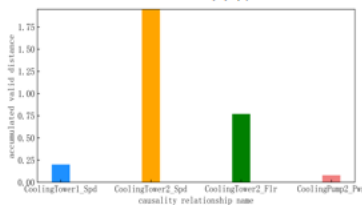
数字信念



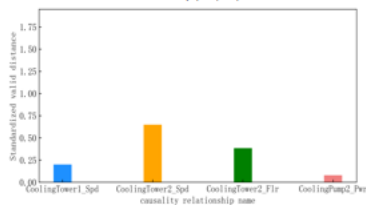
惩罚分配权重



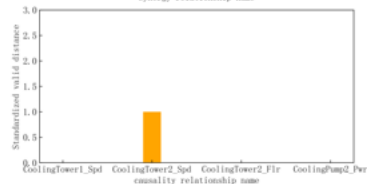
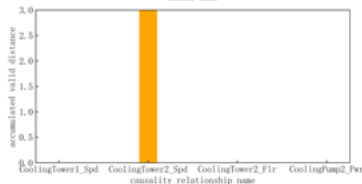
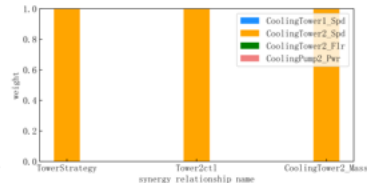
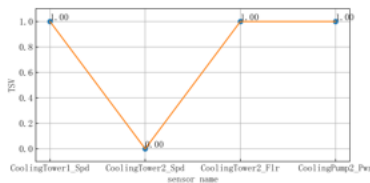
惩罚重分配



惩罚标准化



时间推移



# 3 案例1(传感器故障)-全局视角

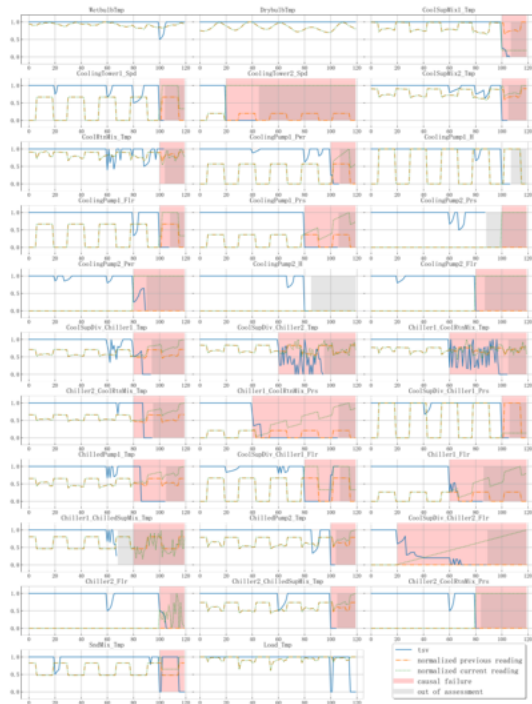
## 传感器因果信念



## 分析因果信念



## 数字信念



# 3 系统故障示例

## #1 冷却塔异常关闭



取3个相关协同关系

{TowerStrategy, CoolingTower1\_Spd, CoolingTower2\_Spd},  
{TowerStrategy, CoolingTower2\_Spd, Tower1ctl, CoolingTower1\_Flr},  
{TowerStrategy, CoolingTower2\_Spd, CoolingTower1\_Mass, CoolingTower1\_Flr, CoolingPump2\_Pwr}



涉及4个传感器数字

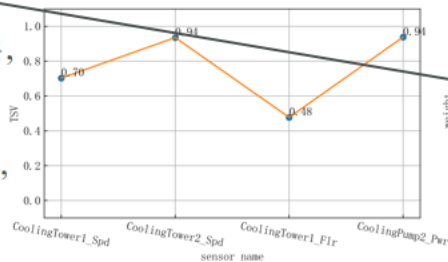
CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、  
CoolingTower1\_Flr、CoolingPump2\_Pwr



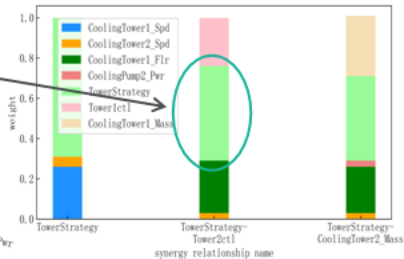
涉及7个因果关系

CoolingTower1\_Spd、CoolingTower2\_Spd、  
CoolingTower1\_Flr、CoolingPump2\_Pwr、  
TowerStrategy、Tower1ctl、CoolingTower1\_Mass

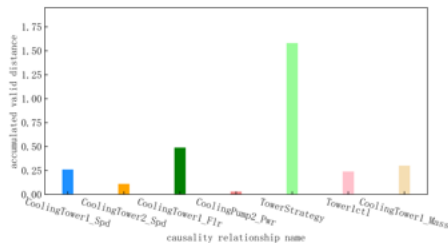
数字信念



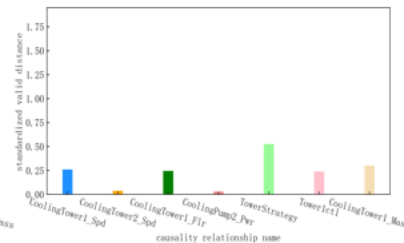
惩罚分配权重



惩罚重分配

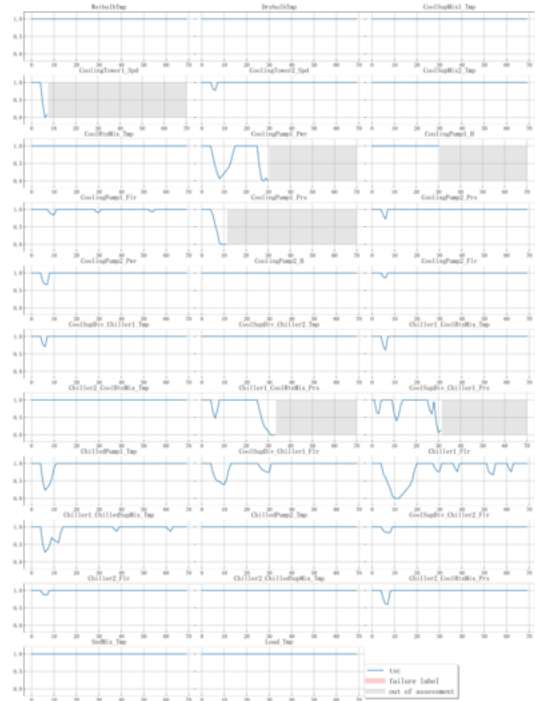


惩罚标准化

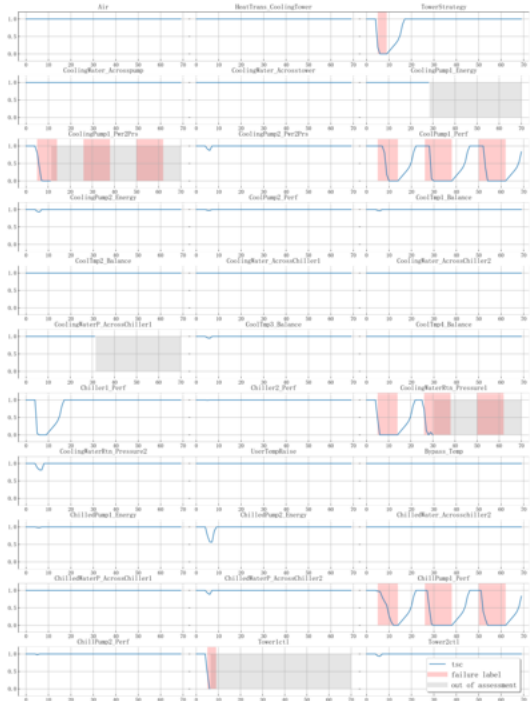


# 3 案例2(系统故障)-全局视角

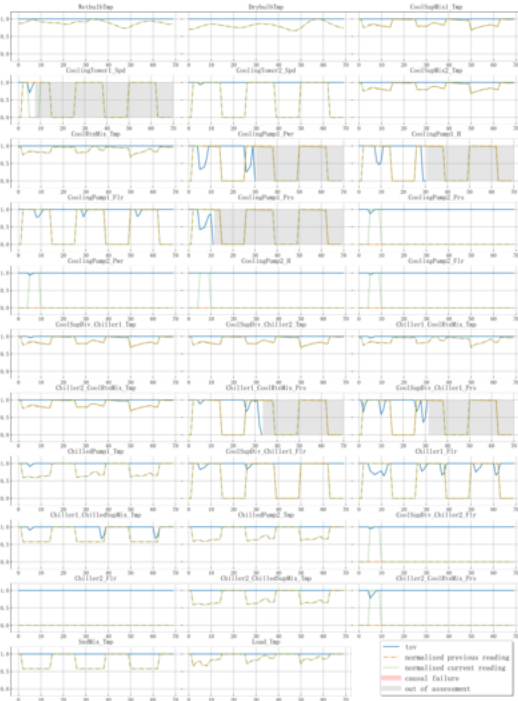
## 传感器因果信念



## 分析因果信念



## 数字信念



### 3 混合故障示例

传感器CoolingPump1\_Flr出现故障+#1冷却泵性能衰减



取3个相关协同关系

{CoolPump1\_Perf, CoolingPump1\_Flr, CoolingPump1\_H},  
{CoolingWater\_Mass2, CoolingPump1\_Flr,  
CoolingPump2\_Flr, CoolSupMix1\_Flr},  
{CoolPump1\_Perf, CoolingPump1\_H, CoolingWater\_Mass2,  
CoolSupMix1\_Flr}



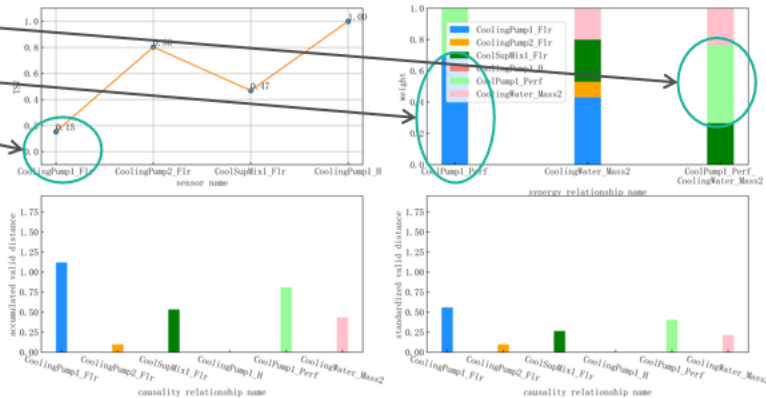
涉及4个传感器数字

CoolingPump1\_Flr、CoolingPump1\_H、  
CoolingTower2\_Flr、CoolSupMix1\_Flr

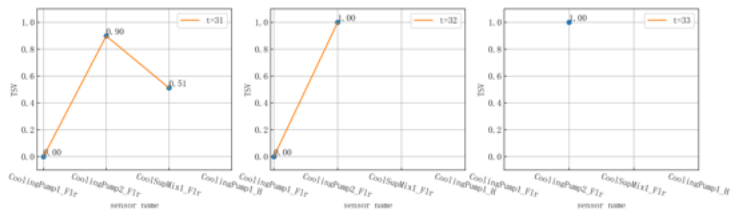


涉及6个因果关系

CoolingPump1\_Flr、CoolingPump1\_H、  
CoolingTower2\_Flr、CoolSupMix1\_Flr、  
CoolPump1\_Perf、CoolingWater\_Mass2



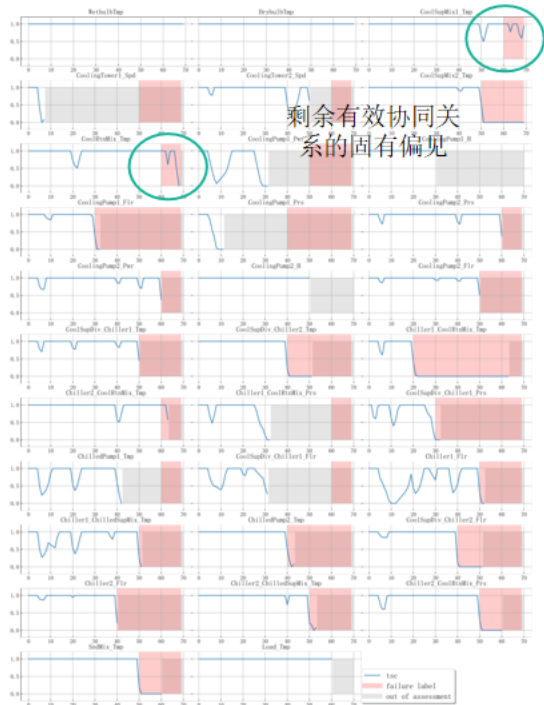
时间推移



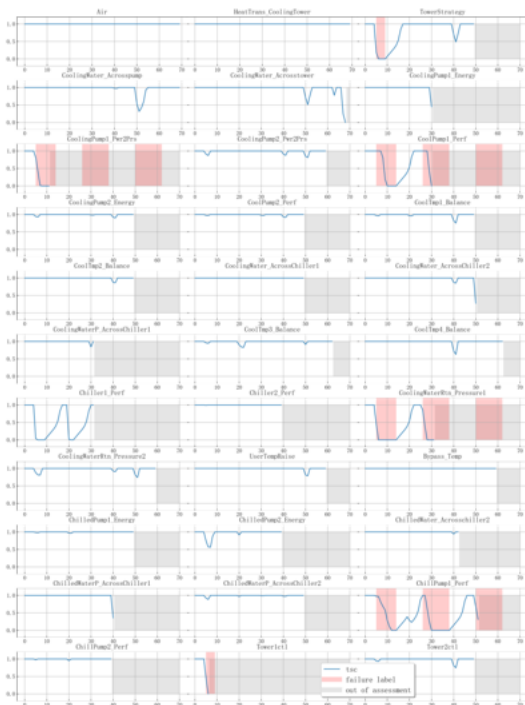
逐渐失去对CoolingPump1\_Flr与  
CoolPump1\_Perf的评估能力

# 3 案例1(混合故障)-全局视角

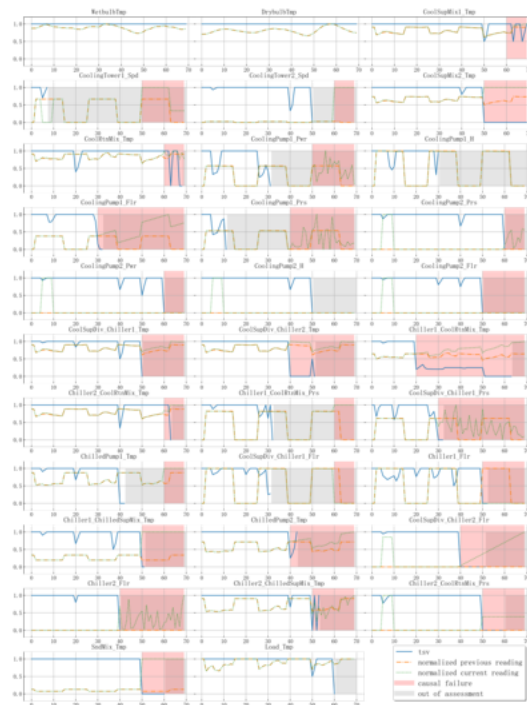
传感器因果信念



分析因果信念



数字信念



### 3 欠拟合模型示例

$y=0.9x$  (偏差更小的表达方式为 $y=0.998x$ )



取3个相关协同关系

{unfit, CoolSupMix1\_Tmp, CoolSupMix2\_Tmp},  
{CoolTmp1\_Balance, CoolSupMix2\_Tmp,  
CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp},  
{unfit, CoolSupMix1\_Tmp, CoolTmp1\_Balance,  
CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp}



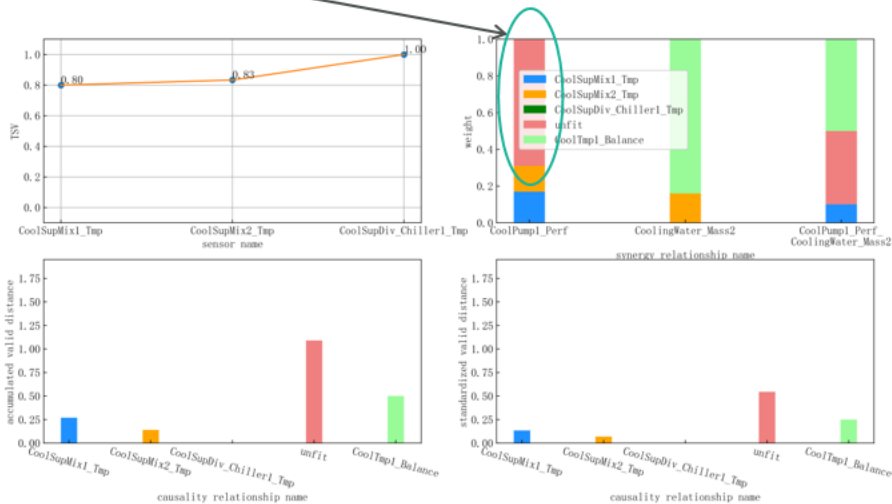
涉及3个传感器数字

CoolSupMix1\_Tmp、CoolSupMix2\_Tmp、  
CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp



涉及5个因果关系

CoolSupMix1\_Tmp、CoolSupMix2\_Tmp、  
CoolSupDiv\_Chiller1\_Tmp、unfit、  
CoolTmp1\_Balance





### 3 增大最优化收敛阈值示例



相关日志

*causal\_name: CoolingPump1\_Pwr\_lr*

*syn\_loc: (69, 127)*

*dis : 3.070053343578921e-08*

派生协同关系失效

*causal\_name: CoolingPump1\_Pwr\_lr*

*syn\_loc: (127, 127)*

*dis : 0.0*

原生协同关系有效

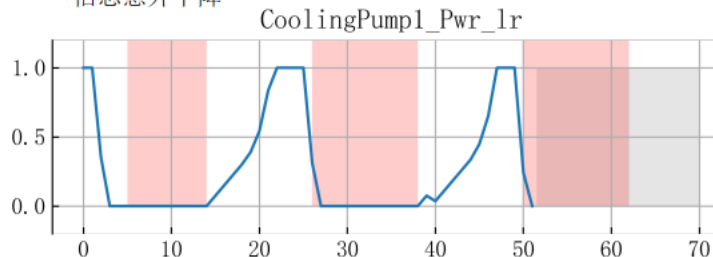
*causal\_name: CoolingPump1\_Energy*

*syn\_loc: (69, 69)*

*dis : 0.0*

原生协同关系有效

信念意外下降



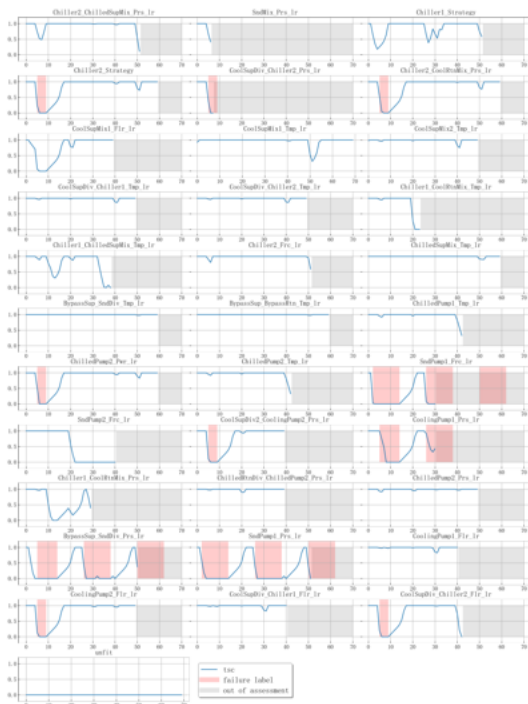
一致性距离最优化求解精度不足，产生协同性误判

# 3 案例4(主观错误)-全局视角

## 传感器因果信念



## 分析因果信念



## 数字信念

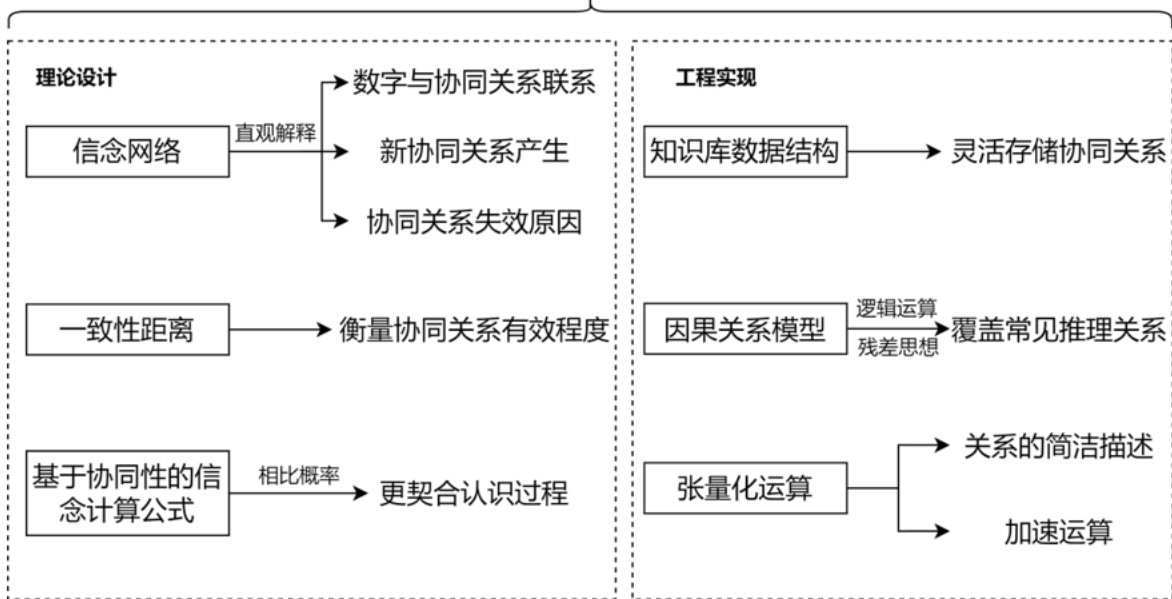


05

总结与展望

## 5 工作总结与贡献

### 信念系统



实现传感器故障与系统故障区分  
构成运维升级正向反馈回路

统一了数字评估与规律评估  
建立了模型有效性边界  
融合了不同模型有效范围

发现偏见、纠正偏见的的能力

适用于其他知识领域/数据类型

一种知识审查机制

## 5 展望

---

- 因果关系模型优化，保障一致性距离寻得全局最优解
- 一致性距离离散优化，使用动态阈值或连续一致性距离
- 归因策略优化，考虑派生协同关系中原生协同关系间因果怀疑的相对大小
- 协同关系递归拓展，派生协同关系继续派生协同关系
- 协同关系配合设计，减少评估偏见
- 协同关系筛选，减少计算资源消耗，“情感系统”设计



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

College of Mechanical Engineering

谢谢

---

汇报人：贾乾然

2023/04/20