

基于 LabVIEW 和 Matlab 的数字孪生 供热系统平台的设计与仿真

许亮¹, 杨峪峰², 陈占国¹

(1. 天津理工大学 电气工程与自动化学院 天津市复杂系统控制理论与应用重点实验室, 天津 300384;
2. 中国汽车工业工程有限公司, 天津 300113)

摘要: 数字孪生技术充分利用物理结构、传感器更新、设备运行历史等数据通过集成多领域、多物理量、多可能性的模拟过程, 在虚拟空间中进行镜像, 以此表达相对应的实物装置的整个生命周期过程; 从智慧供热的发展历史来看, 依托现代工业系统理念, 提出了基于“数字孪生”的智能供热系统结构; 首先介绍了数字孪生的基本结构, 给出了数字孪生的构建方式基于虚拟仪器 Labview 的大数据采集、处理、归档、仿真; 然后以采集的数据为基础, 得到供热系统的孪生模型, 叙述了数字孪生技术解决的关键问题; 最后, 通过 Labview 仿真平台调用 Matlab 中神经网络智能算法, 得到基于大数据采集以及经过智能算法优化后的参数, 同时系统将参数反馈给物理实体设备, 从而完成孪生模型的仿真、优化、反馈过程; 通过热网系统优化仿真案例验证了 Labview 和 Matlab 混合编程在建立的孪生供热平台上、应用的有效性。

关键词: 供热模型; Labview; Matlab; 数字孪生; 智能算法

Design and Simulation of Digital Twin Heating System Platform Based on LabVIEW and Matlab

XU Liang¹, YANG Yufeng², CHEN Zhanguo¹

(1. Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;
2. China Automotive Engineering Corporation, Tianjin 300113, China)

Abstract: Digital twin technology integrates the simulation processes of multiple fields, physical quantities, and possibilities, the physical model, sensor update, operation history and other data are fully adopted to complete the mapping in virtual space, thereby reflecting the full life cycle of the corresponding physical equipment Process. From the development trend of smart heating, and relying on the concept of industrial systems, a smart heating system based on digital twins is proposed. Firstly, the basic structure of the digital twins is introduced, based on the big data acquisition, processing, archiving, and simulation of virtual instrument Labview, the construction method of the digital twins is given; Then, based on the collected data, the twin model of the heating system is obtained, the key problems of the digital twin technology are discussed; Finally, the neural network intelligent algorithm in Matlab is called through the Labview simulation platform to obtain the parameters based on big data acquisition and optimized by the intelligent algorithm. At the same time, the system feeds back the parameters to the physical devices, and achieves the model simulation, optimization, and feedback process of the twin model. Through the optimization simulation case of the heating network system, the effectiveness of Labview and Matlab hybrid programming is verified on the established twin heating platform.

Keywords: optimized control; digital twin model; MPA; optimization

0 引言

由于当前中国社会的经济发展、大中城市供暖覆盖面的日益增加, 智能供热突出问题日益严重。怎样合理利用各种先进技术实现智能供热一直是中国供热产业发展的热点话题, 因为供暖工程是一种复杂的动力学过程, 与其影

响各种因素间存在着错综复杂的非线性关联关系, 在开展供暖分析工作时必须充分考虑各种因素的共同影响^[1]。目前, 大部分供暖公司仍然保持经验管理、粗放调节的运营管理模式, 供暖失调、冷暖不均现象等依旧存在, 控制效率低, 亟待提高供热系统的运行管控水平。2019年6月, 中国城乡供暖联合会发表了《国家供热蓝皮书》, 书中指

收稿日期: 2023-07-26; 修回日期: 2023-08-23。

基金项目: 国家自然科学基金(61975151, 61308120)。

作者简介: 许亮(1980-), 男, 博士, 教授, 博士生导师。

通讯作者: 杨峪峰(1992-), 男, 硕士, 助理工程师。

引用格式: 许亮, 杨峪峰, 陈占国. 基于 LabVIEW 和 Matlab 的数字孪生供热系统平台的设计与仿真[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(12): 173-179, 230.

出：“智能供热是在国家推动资源生产与消费变革，建立洁净低碳、安全可靠高效能源体制的新时代背景下以供热信息化和自动化为技术基础，以网络与物理的深入结合为技术发展方向，利用物联网、云计算、电子商务等‘互联网+’信息技术感知接入供热系统‘源—网—荷—储’整个过程中的所有因素，利用大数据分析、人工智能、模型仿真等先进信息技术整合分析优化网络系统中的所有资源，并利用建模预测等先进控制技术，按需求精确网络系统中的各个功能层次、各个环节对象。从而形成自认识、自分析、自判断、自优化、自调整、自适应特征，能支持城市供热的政府监督、规划设计、产品经营、以结果为导向思考与决策的新一代智能化供暖管理系统”^[2]。这一概念表明，智慧供热技术方法是把物理系统与信息技术相互融合，“数字孪生 (DT, digital twin)”是物理信号融合的主要途径。DT是指通过收集物理系统的信号与数据，在程序空间中形成物理系统的镜像数学模型，对物理系统的行为实现模拟优化与管理，从而提供对物理系统规划设计与运营管理的智能优化策略。

传统的实时仿真技术只是注重于对物理控制系统内部行为的刻画与仿真，而“孪生模型”与物理控制系统之间具有信息相互作用，其中“孪生模型”则通过对物理控制系统内部真实数据与历史信息发生的迭代调整；另外，由于“孪生模型”形成的控制策略也可以作用于物理控制系统，从而提高了物理控制系统的运行性能^[3-5]。面对巨大的城市供暖体系，通过构建供暖系统“数字孪生”模型，能够实现基于模型的供暖系统自主优化管理和各种先进智能技术，以实现智能供暖。

为促进智能优化技术在供暖体系中的实践运用，本文提出了基于“数字孪生”的智能供热体系的技术框架，即将海洋掠食者 (MPA, marine predators algorithm) 与神经网络 (ANNS, artificial neural networks) 相结合的优化策略，并同时采用 LabVIEW 和 Matlab 等软件结合，以最终开发一个供暖系统的优化仿真平台。使用 LabVIEW 软件的可视化程序设计功能，对主页面和各种功能模块进行了综合设计，将采集的数据转换为数字模型，并将 Matlab 等编程软件强大的数据计算能力进行了供热模拟训练和参数优化，构建出一套完整的数字孪生模拟仿真系统。利用联合编程进行高性能参数的优化应用^[6-9]。利用天津宝坻区内某供热设备的数据进行收集、验证，以测试 MPA-ANN 模型的优化特性，从而评价联合编程的有效性和平台的各种功能。

1 数字孪生优化平台整体架构

1.1 LabVIEW 与 Matlab 的数字孪生系统结构

LabVIEW 是一个图形化编程语言的开发平台，它提供了多个可以在工业上广泛应用的数据处理功能模块以及完善的标准库函数，能够很简单地通过图形化编程语言来建立自己的虚拟仪器体系，在硬件系统不变的前提下，通过改变工作环境也能够完成不同的仪器仪表的功能，尤其是

针对既能够即时地对所收集的大量信息进行存储，又能够对所保存信息做出不同的应用。虽然 LabVIEW 在解决复杂的实际问题比较难达到相应的技术要求，但 Matlab 却拥有着较强计算能力、完善的标准工具箱和丰富的计算功能。利用 MathScript 节点，可以直接从 LabVIEW 中使用 Matlab 的功能程序，完成供热优化系统的设计。图 1 为“数字孪生”模型与物理系统的结构关^[10-13]。

数字孪生的结构模型包括：实体物理设备、采集实时的设备数字数据、通过数学方法建立的孪生模型、处理实时数据与优化数据的操作系统等。数字孪生是仿真实验的更进一步，基于仿真实验的正确性，在此基础上将仿真实验方法应用到物理的数学模型上。依托于 Matlab 编程软件较强的信息处理能力，以及 LabVIEW 软件便捷的虚拟仪器开发功能，双方协同编程，从而达到优势互补，并将海洋捕食者优化 (MPA) 算法神经网络 (ANN)，作为参数优化内核，建立了供热系统优化平台。热网数字优化系统是供热装置、通过供热装置收集的数据形成的孪生模型、在操作系统上存储实时数据、LabVIEW 对采集的实时数据进行归档存储等操作、Matlab 中利用神经网络和智能算法优化被控参数并将结果实时反馈到 LabVIEW 主界面^[14-16]。

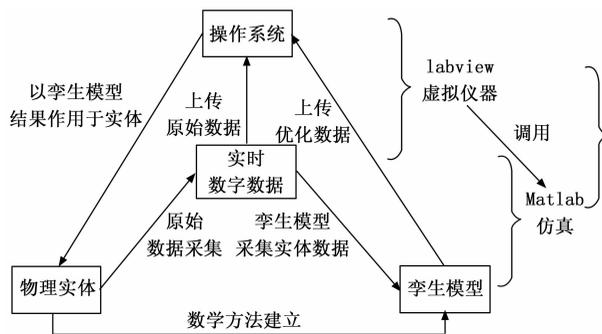


图 1 数据采集模型

数据采集结构如图 2 所示。物理实体作为现场运行设备负责供热的稳定运行并将各种传感器的实时数据，温度、压力、流量、频率、热量等参数通过串口转化为工业以太网，实时上传给上位系统；系统将得到的实时数据用于两方面用途：1) LabVIEW 将实时数据通过队列方式存储归档、生成实验报告，同时将实时数据中的有效数据通过机理建模的方式转换为孪生模型；2) LabVIEW 在仿真平台上调用 matlabscrip, Matlab 中的将以神经网络为模型，优化孪生模型，通过智能优化算法进行参数优化，得到理想值。经过优化的参数通过 matlabscrip 反馈在 LabVIEW 主面板上，可实时了解优化的参数，并将优化的被控参数通过操作系统作用于物理实体、供热设备。

1.2 LabVIEW 与 Matlab 调用方式

1.2.1 系统调用结构

如图 3 所示，首先应确定应用程序是桌面应用程序，或者是在实时终端上使用 MathScript 的应用程序。如果是

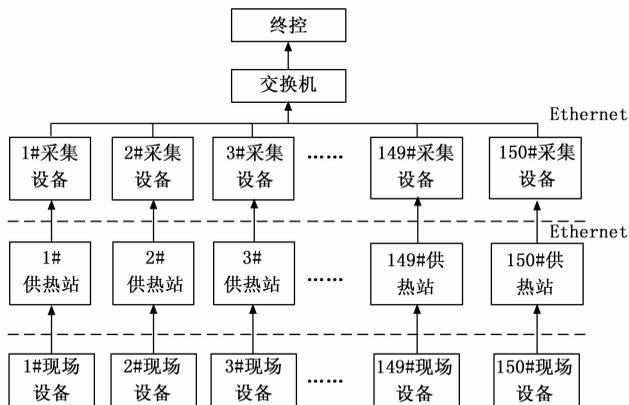


图 2 数据采集结构

桌面应用程序, 则可弃用 LabVIEW 中的 MathScript 节点而改用 Matlab Script 节点, 或改用 LabVIEW NXG 和 Matlab 专用接口。如果使用 LabVIEW NXG, 确保应用程序的其余部分也支持调用, 并且硬件完全受支持。图 3 中列出了适用于 LabVIEW Real-Time 应用程序和 Mac/Linux 台式机的方案。对于 LabVIEW Real-Time 应用程序, 应考虑结合使用 Model Interface 工具包和编译的 Matlab 代码来取代 MathScript 节点。本仿真实验平台在 Windows 桌面应用程序上, 以 Matlab Script 的形式调用 Matlab 的主函数, 子函数以 M 文件的形式被主函数调用并执行^[17-18]。

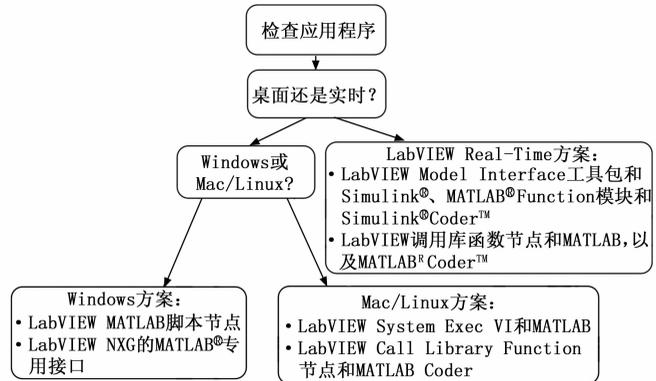


图 3 LabVIEW 调用结构

2 模型优化平台子系统

2.1 LabVIEW 数据处理

2.1.1 LabVIEW 数据采集方式

LabVIEW 以序列形式采集实时信息, 序列是一个独特的表。队列的进入序列的动作叫做“入队”或者说“入队列”, 移除元件的动作叫做“出队”或者说“出队列”。队列的所有元件中存储的都是地址的单位。而队列的特点为“先进先出”, 并且队列的进队只容许队尾动作, 队列的队尾增加一位。队列的队头不可以更改。而队列的出队则相反, 只容许队头动作, 队头增加一位, 队尾不可以更改^[19]。

当试验进行时, LabVIEW 采用了排队结构, 首先得到

数据的位置, 随后再将所收集的信息一一进队, 当数据正常进队后, LabVIEW 获取数据出队的位置, 将信息通过存储转化为电脑上可以辨识的 TDMS 二进制文本。LabVIEW 正是利用循环存取的方式将物理设备的实时数据循环的存取到计算机系统中, 供计算机查阅, 计算使用。

2.1.2 LabVIEW 数据存储

数据归档的过程如图 4 所示, 首先在目标文件下建立 TDMS 文件, 正确的匹配文件夹后, 在没有超出当前硬盘的存储范围下, 创建新的路径、打开 TDMS 文件将数据作为字符串以一定的规则循环进行连接存入。

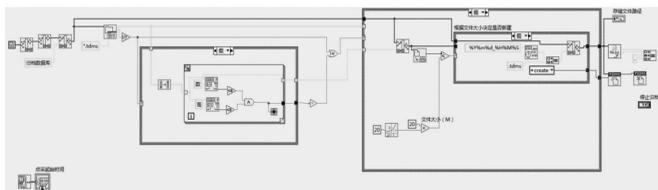


图 4 数据存储

2.1.3 LabVIEW 数据归档

在 TDMS 文件创建完成后, 系统将实时参数以循环的方式存入创建的 .tdms 文件中, 开始归档的同时, 调用高速存储模块, 将供热过程中的一次网和二次网的温度、压力、流量、频率、阀门开度等参数分别存入系统中、并实时循环更新数据, 直至数据采集执行完成, 具体运行流程图 5, 主要包含了运行数据的收集, TDMS 文件路径的创建, 利用循环存储的方法进行高速存储。

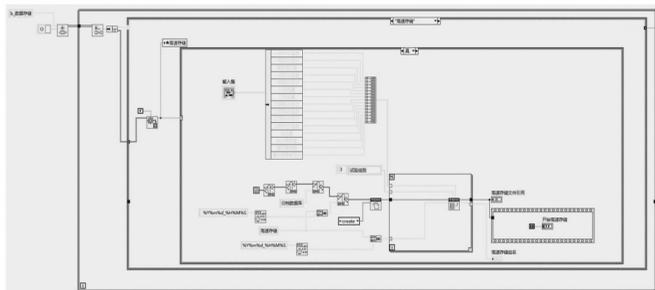


图 5 数据归档

2.1.4 LabVIEW 数据访问

1) 生成文件报告: 在仿真平台主面板上, 点击“生成报告”按钮, 可将试验测试过程中的运行数据, 以 TDMS 文件转化生成 PDF 文件, 方便数据的查看、记录、计算, 如图 6 为文件存储的主要过程, 主要包含了运行数据参数的汇总, 生成文件格式、类型的选择, 建立生成文件的路径等过程。

2) 历史数据记录: 如图 7 所示, 在数据查看面板, 得到运行全过程的历史数据, 分别是供热过程中的一次网和二次网的温度、压力、流量、频率、阀门开度等参数; 基于历史的数据可以利用有效的办法进行供热模型的建立, 并将建立的供热模型转化成计算机可识别的数字孪生模型,

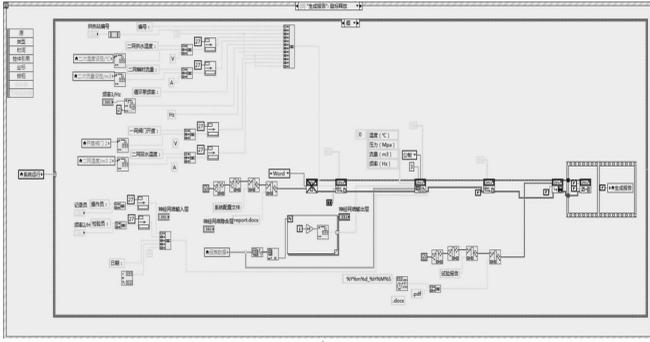


图 6 生成报告

结合神经网络结构和优化算法，在仿真平台上进行仿真，得到系统的最佳控制效果。

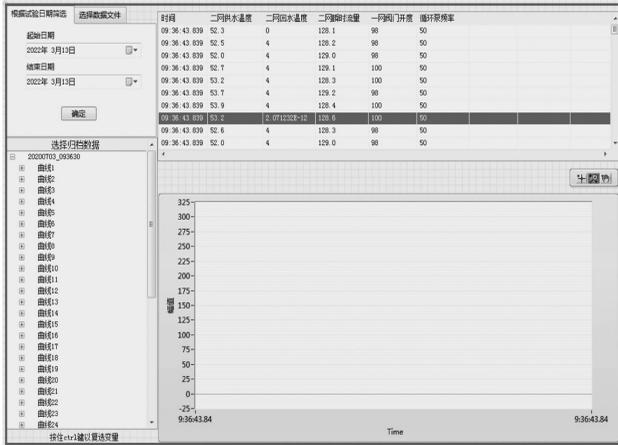


图 7 数据查看

2.2 供热模型

数字孪生模型所需的数值来源于天津宝坻某热能有限公司，采样要求如下：供热站在一次管网的流速变化时，同时测定二次网进、回水气温、流速；二次网的流速变化时，检测二次网的进口、回水温度、流量。通过机理和实验建模方法的结合得到数字孪生热网模型。

数字孪生模型以机理模型为基础，将建立的机理模型，离散化后得到便于计算机认识的数学模型。

式 (1) ~ (5) 是传递函数形式所表达的供热过程^[9]。

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$W_{11} = \frac{15.27}{1.32s + 1} e^{-0.52s} \quad (2)$$

$$W_{22} = \frac{1.64}{0.52s^2 + 2.74s + 1} e^{-1.76s} - \frac{0.55}{0.38s^2 + 9.3s + 1} e^{-20.18s} \quad (3)$$

$$W_{12} = \frac{5.01}{2.14s + 1} e^{-1.46s} \quad (4)$$

$$W_{21} = -\frac{4.02s + 0.18}{38.89s^2 + 4.98s + 1} \quad (5)$$

由于以传递函数形式在 LabVIEW 的仿真平台上调用

Matlab Script 比较繁琐，没有以代码形式调用灵活、方便，因此将传递函数的形式转化为差分方程。

数字孪生主通道模型为：

$$\begin{cases} y'_{1-1}(k) = 0.044 * y_1(k-1) - 0.0752 * y_1(k-1) + \\ 0.5443 * u_1(k-1) + 0.2709 * u_1(k-7) + \\ 0.0001 * u_1(k-8) + 0.0065 * u_1(k-60) + \\ 0.0204 * u_1(k-61) + 0.0003 * u_1(k-62) \\ y'_{2-1}(k) = 0.8399 * y_2(k-1) + 1.763 * u_2(k-2) + \\ 1.462 * u_2(k-3) \end{cases} \quad (6)$$

数字孪生辅通道模型为：

$$\begin{cases} y'_{1-2}(k) = -1.9265 * y_1(k-1) + 0.93 * y_1(k-2) - \\ 0.0531 * u_2(k-1) + 0.0524 * u_2(k-2) \\ y'_{2-2}(k) = 0.8397 * y_2(k-1) + \\ 1.763 * u_2(k-2) + 1.462 * u_2(k-3) \end{cases} \quad (7)$$

数字孪生数学模型为：

$$\begin{cases} y_1(k) = y'_{1-1}(k) + y'_{1-2}(k) \\ y_2(k) = y'_{2-1}(k) + y'_{2-2}(k) \end{cases} \quad (8)$$

对上述数字模型，运用神经网络进行控制优化，并在神经网络的隐含层运用比例、积分、微分方法；同时利用优化算法进行参数值寻优，并将优化后的参数值带入数字模型中进行迭代计算，最终得数字模型的最佳控制参数。

2.3 神经网络系统结构

2.3.1 整体结构

数字孪生模型与物理系统的结构关系如图 8 和 9 所示。

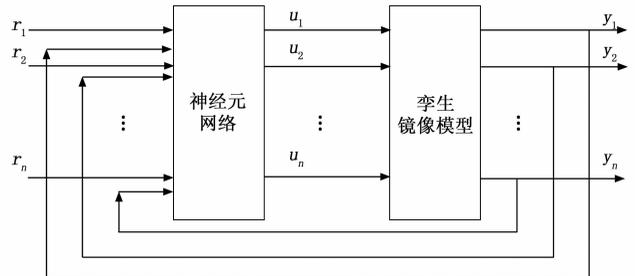


图 8 神经网络系统结构

图 8 由神经网络和数字的孪生模型所构成，神经网络拥有多个前向神经元网络，具有随机函数逼近、自学习、自适应等能力，结合热网数字孪生模型，可将充分发挥系统的控制性能。

如图 9 所示， X_{11} 、 X_{21} 分别为供热站二次网的温度、流速给定百分数， X_{12} 、 X_{22} 分别为供热站二次网的温度、流速的实际反馈值； W_{ij} 、 W_{jk} 为网络输入层到隐层、隐层到输出层之间的权值，最终需要优化的 24 组参数是输入层到输出层、隐含层到输出层的权值参数，即网络为双重 2-3-2 结构， $2 * 2 * 3 * 2 = 24$ ； Y_1 、 Y_2 为神经网络输出值，即数字孪生模型的输入值。

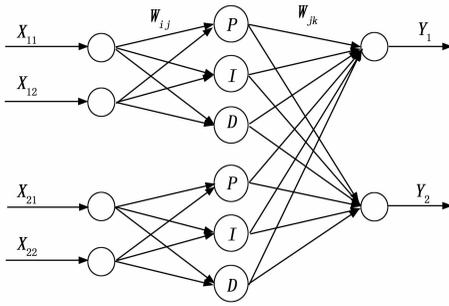


图 9 神经元网络结构

2.3.2 神经网络融合优化算法

如图 10 所示, 为智能算法和神经网络结合优化孪生模型的流程, 在网络结构确定后, 初始化得到 24 组网络权值, 将得到的权值带入孪生模型和神经网络模型, 得到了 MPA 算法优化的初始捕食者种群、猎物种群; 捕食者与猎物种群经过 MPA 算法的 3 个过程后, 得到新的捕食者种群、猎物种群, 再次计算新的适应度值、新的猎物与捕食者之间的角色转换。最后孪生模型根据新的权值计算并判断优化效果。

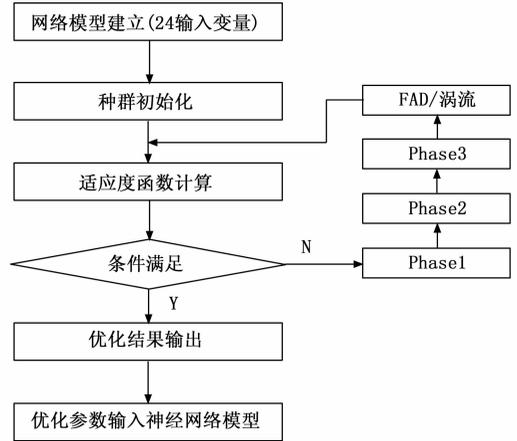


图 11 MPA 结构

为一个常数, \mathbf{R} 是 $[0, 1]$ 中均匀随机数的向量。

2) 在迭代的中期, 当捕食者与动物以同样的速率运动时, 此时模拟捕食者和猎物都在寻找猎物, 群体的一半指定用于勘探, 另一半指定用于开发。在这阶段的策略是, 由猎物负责发现, 采取莱维运动, 而捕食者则负责勘探, 采取布朗运动。

猎物参照的数学模型为:

$$\begin{aligned} \vec{stepsze}_i &= \vec{R}_L \otimes (\vec{Elite}_i - \vec{R}_L \otimes \vec{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, \frac{n}{2} \\ \vec{Prey}_i &= \vec{Prey}_i + P \cdot \vec{R} \otimes \vec{stepsze}_i \end{aligned} \quad (10)$$

其中: \mathbf{R}_L 一种基于莱维分布的随机数向量, 表示方式为莱维运动, \mathbf{R}_L 与猎物的乘积以莱维的方式模拟猎物的运动, 在猎物的位置上加上步长模拟猎物的运动。由于大多数莱维运动的步长与小步相关联, 这一点有助于开发。

捕食者参照的数学模型为:

$$\begin{aligned} \vec{stepsze}_i &= \vec{R}_B \otimes (\vec{R}_B \otimes \vec{Elite}_i - \vec{Prey}_i) \quad i = \frac{n}{2}, \dots, n \\ \vec{Prey}_i &= \vec{Elite}_i + P \cdot CF \otimes \vec{stepsze}_i \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $CF = \left(1 - \frac{Iter}{Max_Iter}\right)^{(2Iter/Max_Iter)}$ 是控制捕食者移动步长的自适应参数, \mathbf{R}_B 和 \mathbf{Elite} 的乘法模拟了捕食者的布朗运动, 而猎物根据捕食者的布朗运动更新自己的位置。

3) 在迭代的后期, 捕食者比猎物移动的快时, 猎物采取保持现状, 捕食者采取莱维运动, 这一阶段的数学模型为:

$$\begin{aligned} \vec{stepsze}_i &= \vec{R}_L \otimes (\vec{R}_L \otimes \vec{Elite}_i - \vec{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, n \\ \vec{Prey}_i &= \vec{Elite}_i + P \cdot CF \otimes \vec{stepsze}_i \end{aligned} \quad (12)$$

其中: \mathbf{R}_L 和 \mathbf{Elite} 的乘法在模拟捕食者的莱维运动, 同时在 \mathbf{Elite} 位置上增加步长来模拟捕食者额运动, 以帮助更新猎物的位置^[20]。

一个引发深海捕获者行为变化的点主要是环境因素, 如由涡流所造成的鱼类聚集装置 (FADS) 等效果。FADS 通常被看作是局部最优, 作用是在搜索空间捕获这些点。在模拟设计中考虑这些较多的跳跃, 有助于减少对局部最优计算的停滞。因此, 关于 FADS 效应的数学表达式如下:

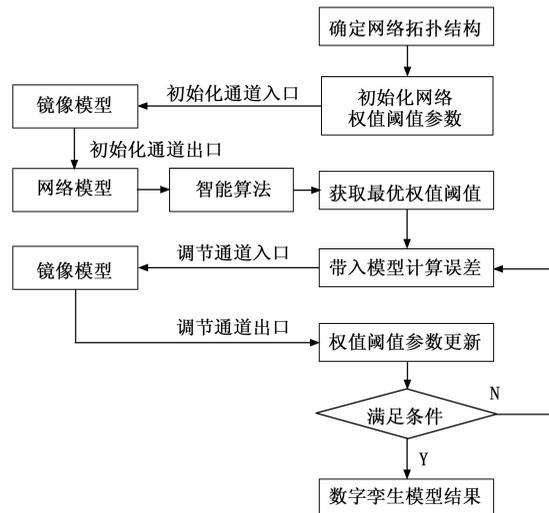


图 10 算法优化

2.3.3 MPA 优化算法实现步骤

MPA 优化神经网络参数的具体步骤如图 11 所示。

MPA 优化包括 3 个主要阶段、一个次要阶段:

1) 在迭代的前期, 猎物的运动速度比捕食者快, 捕食者采取保持现状, 猎物采取布朗运动, 该原则下的数学模型为:

$$\begin{aligned} \vec{stepsze}_i &= \vec{R}_B \otimes (\vec{Elite}_i - \vec{R}_B \otimes \vec{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, n \\ \vec{Prey}_i &= \vec{Prey}_i + P \cdot \vec{R} \otimes \vec{stepsze}_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中: \mathbf{R}_B 是一个矢量, 包含基于正态分布的随机数, 代表布朗运动。猎物对 \mathbf{R}_B 的增加模拟了猎物的运动, $P=0.5$

$$\vec{Prey}_i = \begin{cases} \vec{Prey}_i + CF[\vec{X}_{min} + \vec{R} \otimes (\vec{X}_{max} - \vec{X}_{min})] \otimes \vec{U} & r < FADS \\ \vec{Prey}_i + [FADS(1-r) + r](\vec{Prey}_{r1} - \vec{Prey}_{r2}) & r > FADS \end{cases} \quad (13)$$

其中： $FADS=0.2$ 为 FADS 影响优化过程的概率。 U 是在 $[0, 1]$ 中生成的一个随即向量，数组包括 0 和 1。如果数组小于 0.2，则将其改为 0，如果数组大于 0.2，则将其数组改为 1。 r 为 $[0, 1]$ 中的平均随机数， X_{min} 和 X_{max} 分别是各自为下界与上界的角度矢量。下标 r_1 和 r_2 分别表示猎物矩阵的随机指标。

2.4 LabVIEW 主面板图

图 12 中，左侧参数采集区为 LabVIEW 通过以太网采集的现场 1# 供热站一次侧和二次侧的实时数据；左侧控制量设置为被控对象的目标值，中间测试曲线区域为仿真的曲线显示，可显示 4 种曲线图：控制曲线、控制率曲线、控制误差曲线、迭代曲线；测试曲线上面的指示灯分别为测试平台与当个供热站通讯状态、供热站与现场设备的通讯状态、供热现场的急停状态显示；二次网数据设定区域为供热现场的工作模式：本地自控/远程智能控制，二次网的设备控制参数；报告信息区域是将供热站编号、泵的的频率参数、记录人员等信息通过二进制 TDMS 文件格式存储，可在项目数据查看栏查看历史记录；右下侧为智能优化参数，包括网络参数：输入层、隐含层、输出层数目，优化算法的参数：迭代次数、种群数量、上下界、学习效率、权值阈值等参数；当实验条件满足后，点击实验开始，开始优化基于实时数据建立的数学模型。

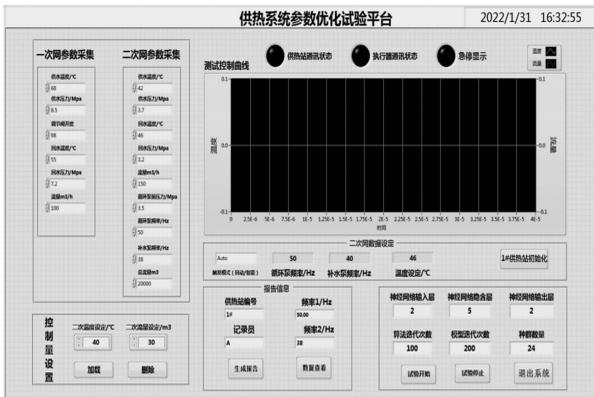


图 12 主面板

2.5 数字孪生系统平台仿真调用

LabVIEW 在与 Matlab 混合程序设计时，运用 LabVIEW 系统设计用户图形页面，完成大量数据的收集、输入、显示、存储与传输；而 Matlab 则在后端给出精确的计算，提交给 LabVIEW 进行调度。本文中采用了 Matlab 的 Script 节点进行 Matlab 的调整。对 Matlab Script 节点的应用，既可把已调试好的 M 文档注入节点中去，也即可通过从程序框图中进行注入编程；将 LabVIEW 的可视化功能与

Matlab 强大的计算能力结合起来，进行有效的计算、仿真；如图 13 所示，左侧为算法的基本参数：网络输入输出层数、算法和模型的迭代数目等，中间 Script 节点框中为 Matlab 的主程序，通过主程序调用 Matlab 中的 M 文件并执行。

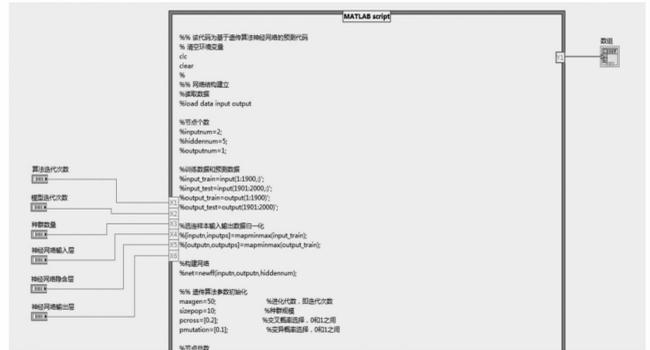


图 13 仿真调用

3 实验结果

神经网络采用的学习方法是梯度学习法，初始权值通过 MPA 算法优化神经网络得到；MPA 算法的参数设置为：最大、最小边界位置取值 ub 、 lb 分别为 0.3、-0.3；搜索代理数即种群数量为 25；迭代次数为 50；鱼类聚集参数 FADS 为 0.2；将 MPA 算法优化得到的最优初始值带入神经网络，最终得到优化的 24 组参数，图 8 中网络结构的权值，即捕食者和猎物的最佳位置，由迭代得到的最优值的控制效果如图 14~17 所示。通过观察分析各个曲线图可知，利用 MPA 优化神经网络的被控对象，控制误差、达到目标值时间等参数性能良好，特别是适应度值可达到 0.1 数量级，但是目标值与实际值仍有误差，输出仍有波动。

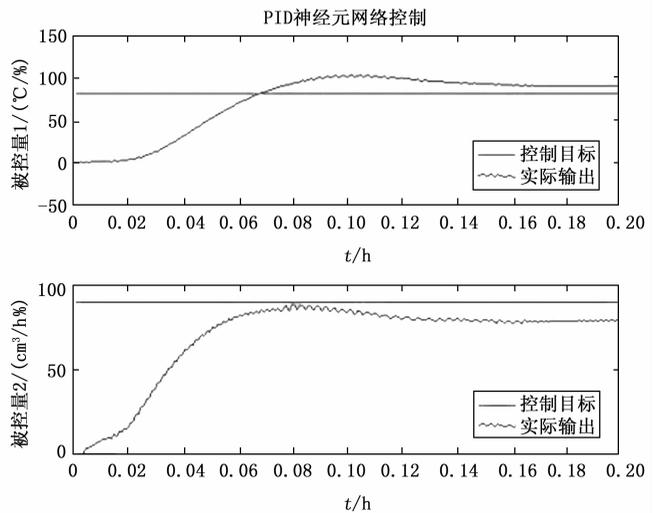


图 14 控制曲线

仿真平台下的控制曲线如图 14 所示，模拟的神经网络

络控制效果, 基于 MPA 优化算法下的控制可较好的控制多输入多输出系统控制量较快的逼近控制目标, 控制量最终值接近目标值; 通过仔细观察观察控制曲线, 发现在控制过程中控制量在一定范围内波动, 可能与 MPA 算法的寻优特性有关;

仿真平台下的控制率如图 15 所示, 神经网络输出层的输出、数字孪生镜像模型输入的控制规律曲线, 通过此曲线可侧面反映出在 MPA 算法优化过程中, 控制量的控制效果, 观察曲线发现的控制工程中, 变量 u_1 、 u_2 会有波动现象。

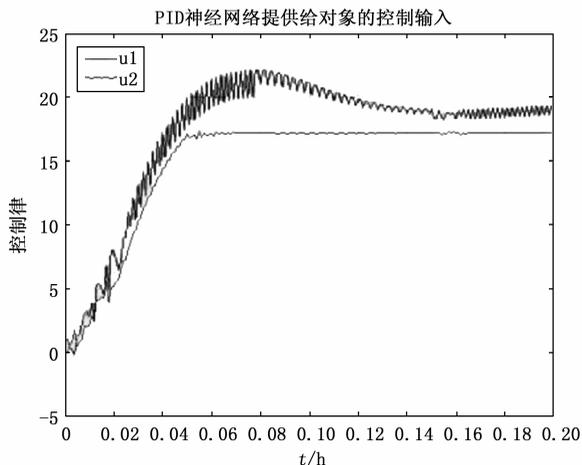


图 15 控制率曲线

仿真平台下的误差曲线如图 16 所示, 随着时间的推移, 实际值与目标值的差值, 由图可知, 在算法优化初期, 误差较大, 随着迭代优化, 差值以几何倍数递减, 最终实际值与目标值接近。

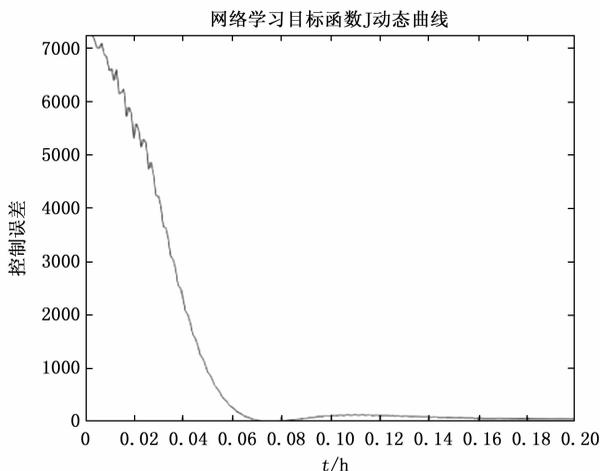


图 16 控制误差曲线

仿真平台下的迭代曲线如图 17 所示, 即 MPA 算法的进化过程, 由图可知, 当算法在 5~30 代时, 适应度值稳定在 1.09, 可能是由于算法陷入局部最优, 但是 MPA 具有“鱼类聚集效应”, 可以跳出局部最优, 因此在 30~50 代过

程中继续优化; 当算法进行到 50 代以后, 适应度值达到稳定, 优化结束。

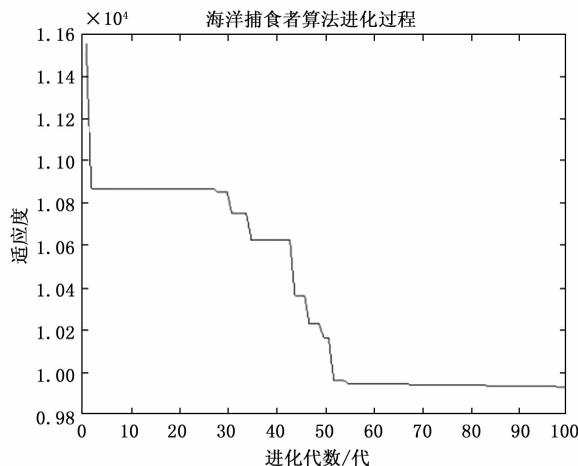


图 17 迭代曲线

4 结束语

本文提出了构建数字孪生的数据采集模型, 在此模型下, 利用 LabVIEW 与 Matlab 的混合编程建立数字孪生模型优化平台, 依据 LabVIEW 采集到的数据计算得到的供热模型, 利用 Matlab 的计算能力, 对建立的数字模型进行参数优化, 从而完成系统从数据采集、存储、参数优化、结果反馈的完整优化仿真过程。

1) 在仿真平台上, 基于 LabVIEW 平台调用 Matlab 程序, 进行有效的反馈、仿真, 得到优化的各类曲线, 证明此平台设计的合理性、实用性;

2) 利用 MPA 算法优化数字孪生热网模型, 并取得了比较理想的效果, 证明此算法在此模型上应用的合理性、正确性;

3) 在系统仿真优化过程中, 控制曲线、控制率曲线有一定的波动, 可能与数学模型和算法本身的特性有关系, 导致距离控制目标还有一定差距, 可能需要改进算法来弥补这一缺陷;

4) 利用模型采集的数据构建的模型、进行优化, 不仅证明参数优化的正确性, 而且证明了 LabVIEW 与 Matlab 数字孪生模型的可行性, 但在供热领域的问题中, 参数优化仅仅是沧海一粟, 在此平台基础上还可以利用海量数据进行供热故障预测、供热能量预测等。

参考文献:

- [1] 江 亿. 我国供热行业发展状况 [R]. 2020 年全国供热学术年会报告, 2020.
- [2] 中国城镇供热协会. 中国供热蓝皮书 2019——城镇智慧供热/[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019.
- [3] 沈 沉, 贾孟硕, 陈 颖, 等. 能源互联网数字孪生及其应用[J]. 全球能源互联网, 2020, 3 (1): 1-13.

(下转第 230 页)