

多变量神经网络 PID 的水利工程离心泵 模糊自抗扰控制方法

宋 博

(河南省水文水资源中心, 郑州 450000)

摘要: 离心泵中流体相对涡流逼近误差特性, 导致水流波动、管道阻力变化等外部扰动下, 单一流量控制手段难以贴合离心泵运行状态不确定性, 存在超调问题, 甚至引发振荡, 控制效果不佳; 为此, 提出多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法; 分析水利工程离心泵流量特性, 计算离心泵总流量; 针对传统 PID 控制难以适应离心泵运行状态的不确定性的问题, 提出融合模糊逻辑与神经网络自整定的混合控制策略, 构建多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制结构; 通过传感器获取离心泵流量误差及变化率, 经模糊化处理输入至模糊 PID 控制器; 控制器根据预设规则自整定 PID 参数, 随后这些参数被传递至多变量神经网络进一步优化; 优化后的参数用于调节离心泵控制输出, 实现流量精准控制; 同时, 自抗扰校正阶段进一步增强了系统的抗干扰能力; 整个控制过程形成闭环, 通过持续负反馈调节, 不断修正流量误差, 确保离心泵输出流量稳定在目标值范围内, 从而保障水利工程的稳定运行; 实验中, 设置 3 种不同管廊位置, 模拟不同水流压力等干扰状态, 应用该方法控制结果显示, 在 3 个位置均满足了最高流量不超过 105、102、103 m³/h 的要求, 而对比方法均超过了限制最高流量; 由此表明该方法能够有效且稳定地控制离心泵流量。

关键词: 多变量神经网络; PID; 模糊; 自抗扰控制; 离心泵; 流量

Fuzzy Self Disturbance Rejection Control Method for Centrifugal Pumps in Hydraulic Engineering Based on Multi variable Neural Network PID

SONG Bo

(Henan Province Hydrology and Water Resources Center, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: The fluid in a centrifugal pump has the characteristic of relative approximation error in an eddy current, which results in external disturbances such as water flow fluctuations and changes in pipeline resistance. It is difficult for a single flow control method to describe the uncertainty in the operating state of centrifugal pumps, with overshoot problems and even oscillation resulting in poor control effectiveness. Therefore, a fuzzy self disturbance rejection control method based on multi variable neural network PID is proposed. Analyze the flow characteristics of centrifugal pumps in hydraulic engineering, and calculate the total flow velocity of centrifugal pumps. To address the above uncertainty of centrifugal pumps, a hybrid control strategy combining fuzzy logic and neural network self-tuning is proposed, which constructs a multi variable neural network PID fuzzy self disturbance rejection control structure. The flow error and rate of change of the centrifugal pump is obtained through sensors, which are input into the fuzzy PID controller through fuzzification process. The controller self-tunes PID parameters according to preset rules, and then this parameters are further optimized through a multivariate neural network. The optimized parameters are used to adjust the control output of the centrifugal pump, achieving a precise flow control. Meanwhile, the anti-interference ability of the system is further improved in the self disturbance rejection correction stage, with a closed loop for the entire control process. Through continuous negative feedback adjustment, the flow error is constantly corrected, which achieves that the output flow of the centrifugal pump is stable within the target value range, thereby ensuring the stable operation of projects. Experiments are conducted on three different pipe gallery positions to simulate interference states such as different water flow pressures, the results show that the maximum flow velocity does not exceed 105, 102, and 103 m³/h at all three positions, while the comparative methods exceed the limited maximum flow velocity, indicating that the method can effectively and stably control the flow velocity of centrifugal pumps.

Keywords: multivariate neural network; PID; fuzzy; self disturbance rejection control; centrifugal pump; flow

收稿日期: 2025-01-17; 修回日期: 2025-02-26。

作者简介: 宋 博(1981-), 男, 大学本科, 高级工程师。

引用格式: 宋 博. 多变量神经网络 PID 的水利工程离心泵模糊自抗扰控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(2): 111-118.

0 引言

离心泵在石油、石化、天然气等工业领域占据着举足轻重的地位,其核心功能在于高效传输各类流体介质^[1]。因此,确保离心泵输出流量的精准调控显得尤为关键。然而,在实际应用中,实现这一目标却面临着诸多挑战。由于流体特性的复杂多变,不同种类的流体以及流体压力与温度的波动,都对离心泵的流量控制提出了极高要求。此外,管道沿线的地形地貌复杂多样,山地、丘陵与平原交错分布,使得输送条件呈现出极大的不确定性和多样性,这无疑进一步加剧了流量控制的难度。同时,管道运行工况的多样性也给离心泵的流量控制带来了不小的挑战。从启动阶段到稳定运行,再到停机维护,每一个阶段都需要对流量进行精确控制,以确保管道的安全、高效运行。而管道内部可能出现的结垢、腐蚀等问题,以及外部环境的突发变化,都可能对流量控制效果产生不利影响,进而降低离心泵的运行效率,增加整体运营成本^[2]。因此,在实际生产运行中,如何采用先进的控制策略来提升离心泵流量控制系统的效能,成为业界关注的焦点问题。

在水利工程中,离心泵流量调控是确保泵送液体流量维持在预设水平以满足生产需求的关键环节。然而,由于流量控制系统的非线性特征、不确定性及延迟效应,实际生产中常遭遇超调、振荡等挑战,使得传统控制手段难以达到理想效果。针对这一问题,现有文献提出了多种控制方法。文献 [3] 提出的基于主动压差控制方法,通过调节离心泵出口阀门的开度来改变管路阻力,进而主动控制泵出口与进口之间的压差,实现流量的精确调控。然而,该方法在阀门开度较小时,阻力增大,导致控制效果不佳,且受到外部扰动时能量损失较大。文献 [4] 则提出了基于液枕体积离散化控制方法,通过精确调控液枕内液体体积的变化来动态调整泵腔压力,实现对离心泵流量的精细控制。但该方法受到液枕密封性和耐用性的影响,在环境干扰下难以贴近离心泵运行状态进行有效的流量控制。文献 [5] 提出的基于 PM 流量控制器的方法,通过内置的传感器实时监测流量,并由控制器根据预设值自动调节泵速。然而,该方法高度依赖于高精度的传感器和控制器,对水中颗粒物等外界干扰敏感,导致流量状态监测误差较大,进而影响控制效果。文献 [6] 提出的改进粒子谱控制方法,运用智能算法优化粒子分布,模拟流体动态,精准调控泵转速与阀门开度。尽管该方法在理论上具有高效控制流量的潜力,但参数调校繁琐,且易受环境变量影响,导致控制效果不佳。分析上述文献方法,现有控制方法普遍存在依赖高精度传感器、参数调校复杂、抗扰能力弱等共性问题。这些问题限制了这些方法在实际应用中的广泛性和可靠性。

为此,本研究旨在通过引入多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制策略,针对现有方法的局限性进行改进。模糊自抗扰机制能够降低对传感器的依赖,增强系统的抗扰性。通过实时监测水流波动、管道阻力变化等扰动因素,并动态调整控制输入,使系统保持稳定运行,从而提高离心泵流量调控的准确性和可靠性。这一研究对于提升水利工程中离心泵系统的运行效率和稳定性具有重要意义。

1 水利工程离心泵流量特性分析

在水利工程离心泵的流量特性分析中,流道入口段的表现尤为关键。该区域压力面附近的流体相对速度较吸力面附近为小,这主要归因于叶片弯曲对入口段流动的强大影响。此分布特性在出口位于蜗壳前部的流道中更为显著,直接关联到离心泵内部流场的复杂性^[7]。随着流道半径的增大,流体受旋转效应的影响明显,导致高速流体倾向于向压力面侧偏移,这种不均匀的速度分布可通过流道内的相对旋涡现象来解释^[8]。

离心泵流道结构如图 1 所示。

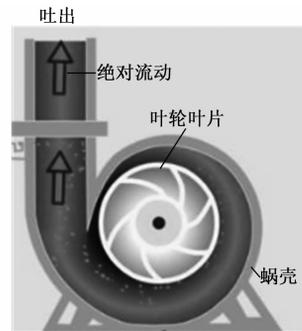


图 1 离心泵流道结构

离心泵流道结构是由吸入室、叶轮、蜗壳（排出室）组成的,其中吸入室的作用是将来自吸入管的流体引入叶轮,在流体进入吸入室时,由于吸入室的形状设计,流体速度会逐渐增加,同时流动方向也会逐渐调整,以适应叶轮的旋转方向^[9];叶轮通常由轮毂、叶片和盖板三部分组成,当离心泵启动时,叶轮在电机的驱动下高速旋转。在高动能情况下,流体被抛向叶轮的外部边缘。在叶轮的中央,吸水池或抽吸管内的流体在大气压的作用下被挤压到泵壳体中,这是因为流体被抛出而产生的真空^[10]。叶轮通过连续旋转,使流体在叶轮的带动下,不停地进出,实现流体的流动;从叶轮流出的流体进入蜗壳后,其流速逐渐降低,同时部分动能转换为静压能。蜗壳的扩压管设计有助于流体速度的平稳降低和能量的有效转换,流体以较高的压强沿排出口流出离心泵。离心泵的吸入室、叶轮和蜗壳（排出室）共同构成了其流道结构^[11]。各组件之间紧密配合,实现了流体高效、稳定输送。流道结构的精确设计对于流量控制至关重要。例如,叶轮的叶片形状和数量会直接影

响流体的加速效果和流动稳定性。叶片的弯曲程度决定了流体在入口段的速度分布，进而影响整个流道内的流动特性。当叶片设计不当或磨损严重时，会导致流体在流道内的不均匀分布，增加流动阻力，从而降低流量控制精度。

在理想化的无摩擦封闭流道中，流体质点会围绕公共旋转轴线形成与叶轮旋转方向相反的旋转运动，即便在流道出口敞开的情况下，这种相对旋涡依旧存在，并叠加于主流方向上，从而在压力面上形成与通流方向相反的旋涡流动，导致速度减小；而在吸力面，相对旋涡则增强了合速度^[12]。然而，实际流体具有粘性，这导致流道内部靠近侧壁的流动质点受到更强的摩擦影响，相比之下，流道中部的质点则具有更高的相对速度和哥氏力^[13]。这种差异在流道宽度上产生了不同的哥氏力圆周分量，促使叶片吸力面附近的快速质点流向压力面附近，而压力面附近的慢速质点则被推向吸力面。这一系列复杂的流动现象，包括速度分布的不均匀性、相对旋涡的存在以及粘性摩擦的影响，共同决定了离心泵内部流体的动态行为^[14]。基于此，计算水利工程离心泵总流量，可用如下公式表示：

$$r = N \cdot Q \quad (1)$$

式中， N 为离心泵数量； Q 为离心泵单泵流量^[15]。选择离心泵数量和离心泵单泵流量作为计算总流量的参量，能够直接反映离心泵系统的规模和性能，能够准确计算出总流量，为离心泵流量控制提供数据支持。

流体的粘性是另一个影响流量控制的关键因素。在离心泵中，流体粘性会导致流道内部靠近侧壁的流动质点受到更强的摩擦影响，而流道中部的质点则具有较高的相对速度和哥氏力。这种速度分布的不均匀性会导致流体在流道内产生复杂的流动现象，如相对旋涡。相对旋涡的存在对流量控制构成了挑战。在理想化的无摩擦封闭流道中，流体质点会围绕公共旋转轴线形成与叶轮旋转方向相反的旋转运动。这种旋转运动会叠加于主流方向上，导致速度在压力面上减小，而在吸力面上增强。在实际流体中，由于粘性的存在，这种相对旋涡会更加复杂，不仅影响流体的速度分布，还可能导致能量损失和流动不稳定。流体粘性和相对旋涡共同作用，增加了流量控制的难度。它们会导致流量波动增加，因为流体的流动状态变得更加难以预测和控制。为了克服这些挑战，需要采取更加精确的流量控制策略来实时监测和调整流量，以及优化流道结构和叶片设计以减少流动不稳定性及能量损失。

2 多变量神经网络 PID 的离心泵流量模糊自抗扰控制

在实际情况下，由于离心泵受到水流波动、管道阻力变化等因素影响，存在多种不确定性，上节分析的离

心泵特性是针对简单平稳的运行状态，但在离心泵复杂运行状态下特性多变，简单的控制手段会引发超调甚至振荡等负面结果，导致离心泵流量控制存在一定误差。由此，为水利工程中的离心泵设定一个明确的流量目标值，并通过负反馈机制将其与实际输出的流量值相比较，从而计算出误差信号后，基于多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制器会对该误差信号进行处理，从而对多变运行状态的离心泵输出一个抗扰控制指令，实现流量控制。

多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制是将神经网络和模糊 PID 控制器结合起来实现控制的一种方法，并在其中引入了自抗扰函数，实现了对多变量输入的非线性的挖掘。由此，以系统误差和误差变化作为输入，利用神经网络的自适应性和模糊控制器的经验性来实现更好的控制效果。多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制器包括模糊化、神经网络控制、自抗扰处理、去模糊化等几个主要部分。其结构如图 2 所示。

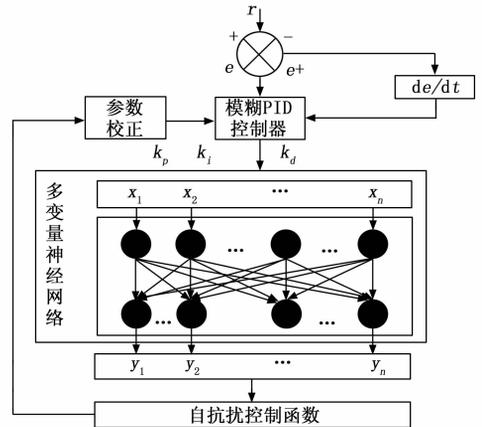


图 2 多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制结构

多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制结构是一种复杂的控制系统，它结合了模糊逻辑、PID 控制、多变量神经网络以及自抗扰控制技术的优点，以实现水利工程中离心泵流量的精确控制。该控制结构的核心在于其能够动态地调整 PID 控制器的参数，以应对系统的不确定性和外部扰动，同时保持系统的稳定性和响应速度。该控制结构的输入包括离心泵的流量误差和误差变化率，这些输入变量通过模糊化处理转化为模糊集合。此外，多变量神经网络还接收来自模糊 PID 控制器的输出变量集合，这些变量经过数字化处理后转化为模拟信号输入到神经网络中。这些输入变量共同构成了控制系统的多变量输入项。控制系统的输出是经过优化后的 PID 控制参数 (k_p, k_i, k_d)，这些参数被用于调整离心泵的转速或输出流量。同时，系统还通过自抗扰校正阶段进一步优化控制性能，确保离心泵流量的精确控制。控制的具体对象是水利工程中的离心泵，通过调整其转速

或输出流量来实现对流量的精确控制。这要求控制系统能够准确地识别并响应系统的不确定性和外部扰动,以确保离心泵的输出流量始终保持在预设限值范围内。

图 2 中, r 为水利工程离心泵流量数据 (包括离心泵运行状态), e 为系统误差, e^+ 为误差变化, k_p 、 k_i 、 k_d 分别为比例系数、积分系数和微分系数, 即系统响应时间、系统稳态误差和系统控制效果, x_1, x_2, \dots, x_n 为模糊 PID 控制器输出变量集合, y_1, y_2, \dots, y_n 为流量控制结果数据^[16-17]。

2.1 模糊 PID 控制器的模糊化阶段

在水利工程离心泵流量控制中, 把上节计算得出的流量误差 e 和误差变化率 e^+ , 输入至多变量神经网络 PID 模糊自抗扰控制器。将输入变量通过隶属函数, 实现模糊化处理, 转化为模糊集合。由此, 将连续的离心泵流量数据转化为离散数据, 得出一个代表误差所属模糊等级, 直观反映了误差信号隶属于特定模糊集合的程度。

设 E 代表经过调整因子 K_1 缩放后的误差 e 的模糊表述变量, 而 EC 则代表通过调整因子 K_2 缩放后的误差变化率 $\frac{de}{dt}$ 的模糊表述变量。 R 作为控制量 r 的模糊对应变量, 与 K_1 、 K_2 一同构成了量化过程中的关键参数。整个控制流程首先涉及将误差信号 e 及其变化率 $\frac{de}{dt}$ 进行模糊化处理: 具体做法是将其分别乘以量化因子 K_1 和 K_2 , 以此映射到 E 与 EC 各自的论域范围内, 这一过程实现了从实际物理量到输入论域点的转换。依据已获得的 E 与 EC 的值, 结合模糊控制语言变量, 进行模糊化处理。

根据系统的特性和控制要求, 确定模糊控制语言变量, NB (负大)、 NM (负中)、 NS (负小)、 Z (零)、 PS (正小)、 PM (正中)、 PB (正大) 等。为每个模糊控制语言变量定义隶属函数, 用于将输入变量转化为模糊集合。根据系统特性和控制经验, 制定模糊规则, 即在不同输入条件下, PID 控制参数应如何调整。模糊规则以“如果……那么……”的形式表示。将模糊规则输入到模糊逻辑系统中, 并使用训练数据进行训练。训练过程中, 系统会根据输入数据和模糊规则不断调整其输出, 以优化控制性能。由此确定在输出论域上对应的点。这一步骤基于模糊逻辑规则, 实现了从输入模糊变量到输出模糊变量的映射。

2.2 模糊 PID 控制器参数自整定阶段

经过模糊化处理后的流量误差信号, 随后被传递至 PID 控制器。该控制器整合比例 (P)、积分 (I)、微分 (D) 控制逻辑, 实时调整 PID 参数, 以实现离心泵控制。离心泵流量模糊 PID 控制参数, 决定了水利工程中离心泵流量控制的稳定性, 模糊 PID 控制参数自整

定过程如下:

1) 流量偏差 $|e|$ 较大时, 为迅速调整系统状态, 确保离心泵流量快速逼近目标值且不超过限, 应设定较大的增益系数 k_p 和较小的微分系数 k_d 。同时, 为预防系统过度调节导致流量超过设定上限, 应适当限制积分系数 k_i 。

2) 流量偏差 $|e|$ 及偏差变化率 $|e^+|$ 处于中等水平时, 为减小系统超调量, 应选用较小的 k_p 值, 并合理配置 k_i 和 k_d , 特别是 k_d 的取值, 对系统响应的平滑性有显著影响 (一般倾向于取较小值)^[18]。

3) 流量偏差 $|e|$ 较小时, 为保持系统良好的稳态特性, 防止流量波动超出允许范围, 应增大 k_p 和 k_i 的值。同时, 为避免系统在接近设定流量值时产生振荡, 应精细调整 k_d 的值^[19]。具体而言, 当流量偏差变化率 $|e^+|$ 较大时, 选择较小的 k_d ; 而当 $|e^+|$ 较小时, 则选择较大的 k_d 。

在去模糊化阶段, 将控制器的输出映射到实际控制量上, 得到一个具体的控制量。为了获取实际所需的物理控制量, 将输出论域上的点乘以量化因子进行反模糊化处理, 完成从模糊控制量到精确物理量的转换^[20]。

2.3 多变量神经网络优化 PID 控制参数阶段

将模糊 PID 控制器输出变量集合作为多变量输入项, 经过数模转换为模拟量, 并传递给多变量神经网络进一步优化控制参数。通过优化控制参数, 调节离心泵控制的输出频率, 进而实现对离心泵流量的调节, 确保离心泵的输出流量被精准控制在不超过预设限值的范围内。

多变量神经网络接收来自模糊 PID 控制器的输出变量集合, 这些变量经过数字化处理后, 被转化为模拟信号输入到神经网络中。神经网络利用其强大的非线性映射能力和自学习能力, 根据系统的实时反馈数据以及历史记录, 动态地调整 PID 控制器的 3 个关键参数 k_p 、 k_i 、 k_d 。这一过程超越了传统 PID 控制器固定参数调整的局限性, 使得控制系统能够更灵活地适应离心泵流量控制过程中的各种动态变化和不确定性因素。多变量神经网络通过对输入变量的综合分析, 能够预测并补偿系统响应的延迟和惯性, 这相当于在控制回路中引入了一个智能的、自适应的一阶惯性环节。该环节不仅优化了控制参数, 还显著提高了系统的响应速度和稳定性。一阶惯性环节的控制函数模型可以用如公式 (2) 来表示:

$$f_1(r) = \frac{z_1}{T_1 r + 1} \quad (2)$$

式中, z_1 为多变量神经网络与 PID 控制器的等效增益; T_1 为多变量神经网络与 PID 控制器的等效惯性时间。

通过极点配置策略, 神经网络能够精确地将控制系统的特征方程极点配置在理想的控制器带宽位置 B_0 , 从

而确保控制增益 k_p 、 k_i 、 k_d 的优化配置。这一过程不仅缩短了控制调节时间,还增强了系统的抗干扰能力。在外部干扰存在的情况下,神经网络能够实时监测并调整控制参数,有效抑制系统输出的波动,直至达到预设的控制目标。该情况下的 k_p 、 k_i 、 k_d 的控制增益可表示为:

$$z_2 = \begin{cases} z_{k_p} = 3B_0 \\ z_{k_i} = 3B_0^2 \\ z_{k_d} = B_0^3 \end{cases} \quad (3)$$

在控制整定过程中保持 B_0 不变,随后逐渐增大,直到外界扰动不会对离心泵流量产生影响即可。在外部干扰的作用下,系统的输出出现波动就降低 B_0 ,再增加,这样反复直至满足系统的要求。

在一阶惯性环节的等效处理中,多变量神经网络与PID控制器被视作一个整体,通过简化的模型来近似其动态行为,这一处理简化了分析流程,使得控制策略的设计更为直观。它有助于快速响应系统误差,通过调整等效增益和惯性时间,实现对离心泵流量的初步调控,确保流量能够迅速接近目标值。

2.4 PID控制参数自抗扰校正阶段

离心泵流量控制结构中除了多变量神经网络与PID控制器外,进一步输入到自抗扰校正阶段,自抗扰控制函数模型如公式(4)来表示:

$$f_2(r) = \frac{z_2}{T_2 r + 1} \quad (4)$$

式中, z_2 为其他部分的等效增益; T_2 为其他部分的等效惯性时间。

经过上述分析可得到离心泵流量控制函数模型,可表示为:

$$f(r) = \frac{z \exp(-\sigma r)}{(T_1 r + 1)(T_2 r + 1)} \quad (5)$$

式中, z 为等效总增益; t 为控制纯滞后时间。

在PID控制参数自抗扰校正阶段中,通过精细调整 k_p 、 k_i 、 k_d 的控制增益,进一步优化了控制性能。这一过程不仅缩短了控制调节时间,还增强了系统的稳定性。特别是在面对外界扰动时,通过极点配置和循环调整策略,确保了离心泵流量控制的精准性和鲁棒性。参数自整定有效避免了水流波动、管道阻力变化等外部扰动参数给控制过程带来的负面影响,使得控制系统能够更好地适应离心泵复杂多变的运行特性,从而实现对流量的精确控制,保证水利工程的稳定运行。

由此,经过多变量神经网络PID模糊自抗扰控制器的精细处理后,生成的控制指令被传送至离心泵的执行组件,例如调节阀或变频器,用以调整离心泵的转速或输出流量,离心泵依据接收到的控制指令,动态调整其流量输出。系统随后再次测量离心泵的实际输出流量值 y ,并与预设的目标流量值 r 进行对比。借助持续的

负反馈调节机制,系统能够不断修正流量误差,促使实际输出流量逐步趋近于目标值,从而实现精确的水利工程离心泵流量控制。

3 实验

3.1 实验环境

为了使实验更具有可靠性,以某节水灌溉水利工程为案例。该项目位于某省某县,季节性缺水问题尤为突出,直接影响了当地的社会和谐稳定和经济可持续发展。考虑到该地区的气候特点,项目选择在每年的旱季进行,即从2月至5月,这段时间内降水量较少,灌溉需求大。该地区主要种植高附加值的经济作物,如葡萄、番茄和辣椒等。这些作物对水分的需求较高,且对灌溉水的质量有一定要求。因此,设计节水灌溉系统时,需要确保提供稳定、高质量的水源。离心泵被安置在取水工程的末端,靠近主管道与支管道的交汇处。这样的布局有利于减少水流在管道中的损失,提高灌溉效率。离心泵的选择考虑了其结构简单、易于维护的特点,并确保了能够提供稳定的流量和压力。

在离心泵集中布置于管廊下方的设计基础上,为了进一步探究离心泵在不同位置的工作性能及效率,设计3个不同的放置位置,并对它们进行编号。

位置一:管廊下方近水源端(编号:A)

位置描述:将第一个离心泵(编号A)放置在管廊下方靠近水源的一端,距管廊柱中心线0.6 m,可以确保水泵从源头直接吸水,减少水流在管道中的初始阻力。

实验环境特点:由于靠近水源,该位置的水流较为平稳,可以测试离心泵在较为理想的条件下的工作性能。

位置二:管廊下方中段(编号:B)

位置描述:第二个离心泵(编号B)被安置在管廊下方的中段位置,模拟实际灌溉系统中水流经过一定距离后的状态。

实验环境特点:与位置一相比,该位置的水流可能受到一定程度的扰动和阻力。

位置三:管廊下方近灌溉端(编号:C)

位置描述:第三个离心泵(编号C)则放置在管廊下方靠近灌溉系统输出端的位置。

实验环境特点:由于靠近灌溉输出端,该位置的水流可能面临更大的压力损失和流量波动。

3.2 实验装置

水利工程离心泵流量控制测试设备采用的是4G多普勒流速液位流量采集仪,该装置型号为Flow-ADC-600,流速范围为0.02~10 m/s,流速测量分辨率为1 mm/s;水深范围为0至5 m,水深分辨率为2 mm。流速测量精度为±2%,该装置具备RS485通讯功能,并支持4G远程数据传输,同时内置256 M数据存储空

间,外置 4 GSD 卡存储器,可存储瞬时、流速、水位、水温等测点数据。

离心泵流量控制安装设备框架如图 3 所示。

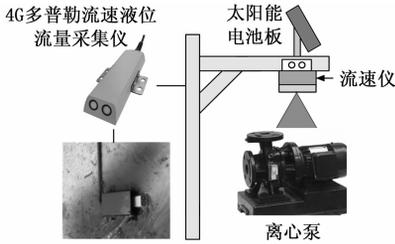


图 3 离心泵流量控制安装设备框图

在节水灌溉系统中,离心泵是提供灌溉水源的关键设备。通过将 Flow-ADC-600 安装在离心泵的出水口或灌溉管道上,可以实时监测离心泵的流量。

技术参数设置如表 1 所示。

表 1 技术参数

序号	项目	参量
1	流速范围	0.02~10 m/s
2	流速测量分辨率	1 mm/s
3	水深分辨率	2 mm
4	温度范围	0~65 ℃
5	水深精度	±0.2%
6	水深范围	0~5 m
7	流速测量精度	±2%

Flow-ADC-600 采用非接触式测量方式,避免了传统测量方法中需要接触水体的弊端,其工作原理基于多普勒效应,即当声波(通常是超声波)与水流中的悬浮颗粒(如泥沙、浮游生物等)相互作用时,由于颗粒的运动,散射回来的声波频率会发生变化。同时,具备 4G 通信功能,能够将采集到的流量数据实时传输至远程监控中心或云端服务器,使得农业工作者能够实时获取灌溉流量信息,进行精确的灌溉管理。

虽然离心泵可以提供稳定流量,但在高流量和高水头的灌溉场景中,使用离心泵灌溉时可能出现流量无法有效控制的问题。为了方便实验,结合型号为 Flow-ADC-600 的 4G 多普勒流速液位流量采集仪采集离心泵流量,具体采集方法如下所示:

在离心泵出口附近管道中,选择一个水流稳定且能充分反映泵出口流速特征的位置,安装多普勒流速传感器。确保传感器与水流方向垂直,且传感器表面清洁无遮挡,以便准确捕捉水流中的多普勒信号。安装好传感器后,启动 Flow-ADC-600 多普勒流速液位流量采集仪,实时测量离心泵出口流量。

采集的相关数据如图 4 所示。

1) 位置一(管廊下方近水源端 A)的限制条件:

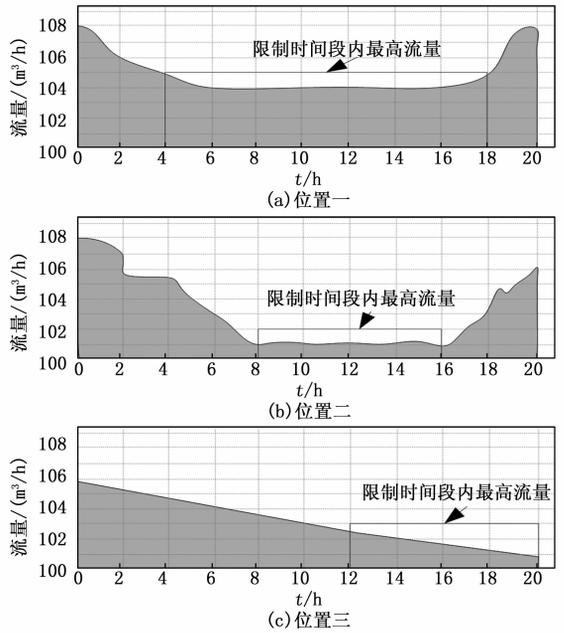


图 4 流量采集数据

在位置一,限定了 4~18 h 这一时间段内的最高流量不超过 105 m³/h。这一限制的原因在于:在靠近水源的位置,虽然水流相对平稳,但持续高流量运行可能会对水泵造成额外负担。特别是在日照强烈的时段(如 4~18 h),水温上升可能影响水泵效率和寿命。为了保持水泵在最佳工作区间运行并延长其使用寿命,设定了稳定的水流压力,保持在 0.5 MPa 左右,以模拟自然水源的水流状态。在 4~18 h 时段内,确保水温不超过 30 ℃,以避免水泵过热。采用耐腐蚀、高强度的不锈钢管道,直径为 200 mm,壁厚为 5 mm,以确保水流稳定且不会对管道造成过度磨损。

2) 位置二(管廊下方中段 B)的限制条件:

在位置二,限定了 8~16 h 这一时间段内的最高流量不超过 102 m³/h。这一限制考虑到实际灌溉系统中水流经过一定距离后的状态,以及管道、阀门等系统组件可能带来的扰动和阻力。根据管道布局和水流需求,将水流压力调整至 0.6 MPa,以确保水流能够顺利穿越管道并克服可能的阻力。在 8~16 h 时段内,确保水温保持在 25~30 ℃内,以避免对水泵和管道造成不利影响。采用与位置一相同的管道材质,但管道直径调整为 180 mm,壁厚保持为 5 mm,以适应中段水流特点。

3) 位置三(管廊下方近灌溉端 C)的限制条件:

在位置三,限定了 12~20 h 这一时间段内的最高流量不超过 103 m³/h。这一时段通常是灌溉需求较高的时段,但同时也是日照较强、水温较高的时段。限制流量可以满足灌溉需求,同时避免系统不稳定和设备损坏。增加了水流压力至 0.7 MPa,以克服灌溉端可能遇到的更大管道阻力。在 12~20 h 时段内,确保水温不

超过 35 °C，以保护水泵和管道免受高温损害。采用 220 mm 直径的管道，以减少水流压力损失并提高灌溉效率。同时，管道壁厚增加至 6 mm，以增加管道的抗压强度。

3.3 神经网络 PID 参数寻优

神经网络输入层 3 个节点（模糊 PID 的 k_p 、 k_i 、 k_d ），隐含层 5 个节点，输出层 3 个节点（优化后的 k_p 、 k_i 、 k_d ）。加权系数初值在 $[-0.1, 0.1]$ 范围内随机初始化。学习速率 0.01。惯性系数 0.05。PID 参数初值： $k_p=2.5$ ， $k_i=2.3$ ， $k_d=0.02$ 。利用神经网络对 PID 参数寻优，结果如图 5 所示。

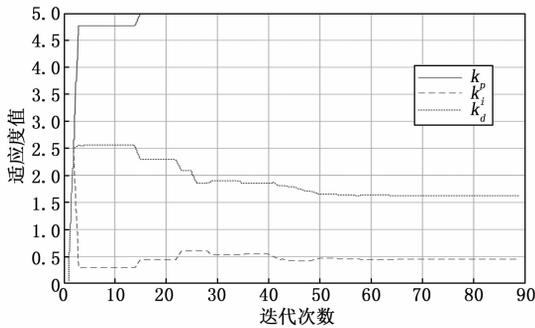


图 5 PID 参数迭代寻优

由图 5 可知，经过迭代寻优后，PID 参数趋于稳定，最终设置 PID 参数： $k_p=5.0$ ， $k_i=0.48$ ， $k_d=1.62$ 。

3.4 实验结果与分析

将基于主动压差控制方法^[3]、基于液枕体积离散化控制方法^[4]、基于 PM 流量控制器^[5]、改进粒子谱控制方法^[6]与多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法进行对比分析，在 3 个不同位置（位置一、位置二、位置三）上分别进行了 10 次重复实验。每次实验均记录了离心泵在特定时间段内的流量平均值，以此验证离心泵流量控制效果，如图 6 所示。

由图 6 (a) 可知，在 4~18 h 时间段内限制的最高流量不超过 105 m³/h，对比的所有方法均达到了预期的控制效果，因此对于位置一使用所研究方法能够达到理想控制效果。

由图 6 (b) 可知，在 8~16 h 时间段内限制的最高流量不超过 102 m³/h，只有使用多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法达到了预期的控制效果，而使用基于主动压差控制方法、基于液枕体积离散化控制方法、基于 PM 流量控制器、改进粒子谱控制方法，在该时间段内最高流量分别为 106.3、105.1、104.8、104.1 m³/h，均超过了限制的最高流量，因此对于位置二使用所研究方法能够达到理想控制效果。

由图 6 (c) 可知，在 12~20 h 时间段内限制的最高流量不超过 103 m³/h，使用基于主动压差控制方法、基于液枕体积离散化控制方法、基于 PM 流量控制器、

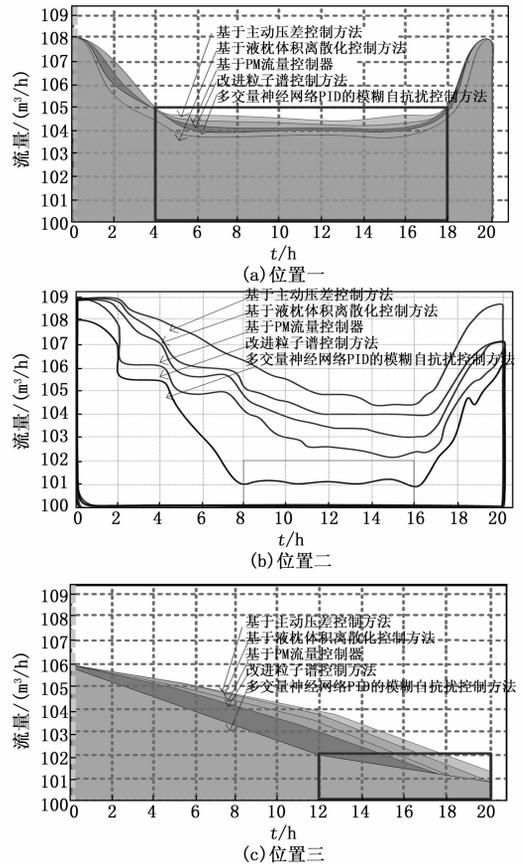


图 6 不同方法离心泵流量控制效果对比分析

改进粒子谱控制方法，在该限制时间内的最高流量分别是 104、103.9、103.5、103.1 m³/h，超过了限制最高流量。而使用多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法，在该限制时间内的最高流量为 102 m³/h，能够达到预期控制效果。

为了更准确地评估各方法的稳定性和重复性，采用了置信区间进行误差分析。置信区间是统计学中用于估计总体参数范围的一种方法。通过计算置信区间，评估各方法在不同实验中的控制效果是否存在显著差异。在 10 次重复实验中，计算了每个控制方法在不同位置上的最高流量平均值的 95% 置信区间，结果如表 2 所示。

分析表 2，多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法在所有位置上的置信区间宽度都是最小的，说明其控制效果在不同实验中非常稳定且可靠。而其他方法的置信区间宽度相对较大，说明它们的控制效果在不同实验中存在一定的波动和不确定性。由此，使用多变量神经网络 PID 的模糊自抗扰控制方法可以实现更加稳定和可靠的控制效果。

4 结束语

本文研究的多变量神经网络 PID 的水利工程离心泵模糊自抗扰控制策略，有效解决了传统控制方法在复杂非线性离心泵系统中的局限性，实现了系统的精确、

表 2 不同位置上置信区间结果

控制方法	位置一	位置二	位置三
基于主动压差控制方法	95% CI: [98,102]	95% CI: [104,108.6]	95% CI: [102,106]
	平均最高流量:100	平均最高流量:106.3	平均最高流量:104
基于液枕体积离散化控制方法	95% CI: [97.5,101.5]	95% CI: [103,107.2]	95% CI: [101.8,106]
	平均最高流量:99.5	平均最高流量:105.1	平均最高流量:103.9
基于 PM 流量控制器	95% CI: [98.2,102.2]	95% CI: [102.5,107.1]	95% CI: [101.5,105.5]
	平均最高流量:100.2	平均最高流量:104.8	平均最高流量:103.5
改进粒子谱控制方法	95% CI: [97.8,101.8]	95% CI: [101.8,106.4]	95% CI: [101,105.2]
	平均最高流量:99.8	平均最高流量:104.1	平均最高流量:103.1
多变量神经网络 PID 的模糊自适应控制方法	95% CI: [99.8,100.2]	95% CI: [101.5,102.5]	95% CI: [101.8,102.2]
	平均最高流量:100	平均最高流量:102	平均最高流量:102

稳定和鲁棒控制。实验结果表明，该策略显著提高了流量控制精度，满足了不同工况下的流量要求。这不仅提升了离心泵系统的运行效率和可靠性，也为水利工程的智能化、高效化运行提供了有力支持。然而，本研究仍存在一定的局限性。神经网络的训练和优化过程较为耗时，且对计算资源要求较高。未来研究可进一步探索更高效的神经网络训练算法，以降低计算成本并提高控制性能。将该控制策略应用于其他复杂非线性系统，并评估其通用性和可扩展性，也将是未来研究的重要方向。通过持续改进和创新，有望为水利工程领域带来更多智能化、高效化的解决方案。

参考文献:

[1] 李 斌, 李 嘉, 李 萍, 等. 基于 Kriging 的燃油离心泵智能优化设计方法研究 [J]. 推进技术, 2023, 44 (9): 213-224.

[2] 黎 伟, 周贤成, 牟 磊, 等. 基于曲率控制前缘的离心泵压力脉动及水力性能分析 [J]. 机床与液压, 2024, 52 (7): 140-146.

[3] 王 波, 赵星宇, 权 龙, 等. 基于主动压差调控的变增益流量控制原理 [J]. 机械工程学报, 2024, 60 (4): 134-142.

[4] 王雨婕, 李 松, 张黎明, 等. 基于液枕体积离散化的蠕动泵分液控制方法 [J]. 微纳电子技术, 2023, 60 (12): 1996-2003.

[5] 洪姗姗, 刘文志, 侯 亮, 等. 基于 PM 流量控制器的双

锥液体静压轴承静态特性分析 [J]. 液压与气动, 2023, 47 (12): 25-33.

[6] GOVORUKHIN V N. An extended and improved particle-spectral method for analysis of unsteady inviscid incompressible flows through a channel of finite length [J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2023, 95 (4): 579-602.

[7] 谷正阳, 赵宇轩, 李 波, 等. ITER 气体注入系统注入管线和气体流量控制阀特性研究 [J]. 中国测试, 2024, 50 (5): 180-185.

[8] 柏朝辉, 杜 扣, 米晓明, 等. LUDV 多路阀流量控制及微动特性仿真与试验 [J]. 液压与气动, 2024, 48 (7): 86-92.

[9] 刘传刚, 张云驰, 鞠少栋, 等. 基于黏度敏感性的流量控制阀研究及应用 [J]. 机械设计, 2024, 41 (1): 161-166.

[10] 曾继来, 刘在伦, 吴新瑞, 等. 基于补偿切割法的离心泵轴向力控制试验 [J]. 航空动力学报, 2023, 38 (1): 206-214.

[11] 成 涛, 符 杰, 金永鑫, 等. 基于鲨鱼背鳍仿生设计的离心泵流致噪声特性研究 [J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2024, 39 (3): 404-413.

[12] 张自超, 李延频, 张兰金, 等. 三种泥沙扩散系数模型对双吸离心泵内固液两相流流场计算的影响 [J]. 农业工程学报, 2023, 39 (7): 77-88.

[13] 王宇杰, 梁 钟, 王 军, 等. 蜗壳型线切割对小型离心泵性能和流场影响的数值研究 [J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41 (12): 1212-1218.

[14] 施卫东, 王传龙, 谭林伟, 等. 基于数值模拟的单叶片离心泵能量损失分析 [J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41 (4): 325-330.

[15] 高雄发, 郜 聪, 张德胜, 等. 基于 CFD-DEM 的旋流泵混合颗粒固液两相流研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (8): 163-170.

[16] 曾继来, 刘在伦, 邵安灿, 等. 离心泵平衡腔泄漏量和压力的计算与试验研究 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2023, 51 (4): 69-74.

[17] 张自超, 李 君, 关婷月, 等. 基于反问题设计的离心泵叶轮泥沙磨损特性优化研究 [J]. 水利学报, 2023, 54 (12): 1452-1463.

[18] 张启华, 谢之昂, 钟成成, 等. 柔性纤维粒子在离心泵叶轮流道内的流动特性 [J]. 排灌机械工程学报, 2023, 41 (8): 764-770.

[19] 王世成, 杨军虎, 徐国斌. 不同正导叶几何参数下多级泵作透平功率-流量曲线研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (12): 166-172.

[20] 吴跃忠, 张 婷, 费铭昊, 等. 基于 QP 改进模型的离心泵性能预测方法 [J]. 机械工程学报, 2023, 59 (13): 280-289.