

# 基于 ChatGPT 的生成式人工智能 自动化控制系统

何安元

(南京航空航天大学 信息化技术中心, 南京 210016)

**摘要:** 将人工智能技术与自动控制相结合是自动化控制系统发展的趋势, 因此, 设计基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统; 该系统划分为 5 个部分, 输入层通过语音、文本、图像等形式将用户的控制信息输入系统内; ChatGPT 处理层采用神经语义分析算法分析用户输入的控制信息的语义, 提取用户意图与需求, 生成相应的控制指令; 在此基础上, 指令生成层负责将生成的控制指令转化为具体的控制信号, 并传输至控制执行层, 利用模糊 PID 控制器实现被控目标的自动化控制; 控制后学习优化层收集和分析用户的行为和反馈, 以及被控目标的运行状态, 以此学习和优化 ChatGPT 模型; 经实验测试, 该系统能够有效分析输入控制信息的语义, 分析结果的问题匹配度和上下文相关交互匹配度分别达到 97% 和 91% 以上, 并且能够准确控制被控目标的动作。

**关键词:** ChatGPT; 生成式; 人工智能; 自动化控制; 语义分析; 模糊 PID

## Generative Artificial Intelligence Automation Control System Based on ChatGPT

HE Anyuan

(Information Technology Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** Combining artificial intelligence technology with automatic control is a development trend in automatic control systems. Therefore, a generative artificial intelligence automatic control system based on ChatGPT is designed. The system is divided into five parts. The input layer inputs the user's control information into the system through voice, text, image and other forms. The ChatGPT processing layer uses neurosemantic analysis algorithm to analyze the semantics of control information input by users, extract users' intentions and needs, and generate corresponding control instructions; On this basis, the instruction generation layer is responsible for converting the generated control instructions into the specific control signals and transmitting them to the control execution layer, and the fuzzy PID controller is used to realize the automatic control of the controlled target; After the control, the learning optimization layer collects and analyzes the user's behavior and feedback, as well as the running state of the controlled object, so as to learn and optimize the ChatGPT model. After experimental testing, the results show that the system can effectively analyze the semantics of the input control information, and the question matching degree and context-related interactive matching degree of the analysis results are above 97% and 91%, respectively, which can accurately control the actions of controlled targets.

**Keywords:** ChatGPT; generative; artificial intelligence; automation control; semantic analysis; fuzzy PID

### 0 引言

在信息化和智能化的时代背景下, 人工智能技术的快速发展正深刻改变着各个领域的运作模式。其中, 生成式人工智能作为一种新型的技术范式, 以其强大的生成能力和广泛的应用前景, 受到了越来越多的关注。特别是在自动化控制系统中, 基于生成式人工智能的技术应用正逐渐成为研究的热点。自动化控制系统是工业生产和日常生活中不可或缺的一部分<sup>[1]</sup>。它通过对各种设备和系统的自动化控制, 提高了生产效率和生活质量<sup>[2]</sup>。然而, 传统的自动化控制系统往往需要用户具备专业的知识和技能, 这限

制了其普及和应用范围。因此, 如何将人工智能技术与自动化控制系统相结合<sup>[3]</sup>, 开发一种更加智能、易用的自动化控制系统, 成为了当前研究的热点和难点。

谭鑫平等人在设计自动化控制系统过程中, 采用 STM32 单片机作为控制器, 并通过 C++ 语言设计 GUI 界面, 由此实现被控目标的自动化控制<sup>[4]</sup>。该系统运行过程中, STM32 单片机易于学习和使用, 但可能具有复杂的配置和编程选项, 增加了学习难度, 同时 STM32 单片机的引脚数量也成为限制其应用性的问题。南貌等人以 PLC 为基础设计自动化控制系统, 并具体分析了工艺流程与模

收稿日期: 2024-02-27; 修回日期: 2024-04-01。

基金项目: 2022 年中国高校产学研创新基金(2022TX009)。

作者简介: 何安元(1979-), 男, 大学本科, 工程师。

引用格式: 何安元. 基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 142-148.

块设计<sup>[5]</sup>。但该系统在实际应用过程中的智能化程度较低，学习能力较差。刘艳华等人以被控目标的动力学方程为基础，结合动力学分析软件设计被控目标的动力学特性，并在此基础上设计自动化控制系统<sup>[6]</sup>。该系统存在一定的模型误差，并且缺乏自然语言处理能力，控制效果较差。

针对上述文献中存在的问题，设计基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统。ChatGPT 作为一种先进的生成式人工智能技术，以其强大的自然语言处理能力和深度学习能力，为自动化控制系统提供了新的可能性。通过将 ChatGPT 技术应用于自动化控制系统中，可以实现更加智能、高效的控制策略，提升系统的自动化水平和运行效率。利用 ChatGPT 的自然语言处理能力和生成式能力，将用户的自然语言指令转化为具体的控制信号，从而实现对各种设备和系统的自动化控制。这不仅简化了控制过程，降低了用户的使用门槛，还提高了系统的智能化水平和适应性。

综上所述，基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统具有重要的研究价值和应用前景。通过深入研究和实践探索，可以为自动化控制系统的智能化和高效化提供新的解决方案和技术支撑，推动相关领域的发展和进步。

## 1 生成式人工智能自动化控制系统

### 1.1 系统组成

基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统是一种结合了 ChatGPT 大型语言模型与自动化控制技术的先进系统。这种系统利用 ChatGPT 的自然语言处理能力和生成式能力，将人类的语言和意图转化为具体的控制指令<sup>[7]</sup>，实现对各种设备和系统的自动化控制。

基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统结构设计如图 1 所示。

1) 输入层：输入层作为整个语义分析系统的起始点，承载着至关重要的任务——接收并处理用户的自然语言输入。输入层的功能是多元化的，能够灵活应对各种形式的用户输入，包括语音、文本和图像等<sup>[8]</sup>。具体来说，对于语音输入，输入层会利用先进的语音识别技术，将用户的语音信号转化为文本形式；对于文本输入，输入层直接接收用户输入的字符序列，无需进行额外的转换；对于图像输入，输入层用于从图像中提取出文本信息。通过这些技术，用户可以通过拍照或上传图片的方式输入控制信息，进一步拓宽了系统的应用范围。无论用户采用何种方式输入控制信息，输入层都会将其转换为计算机可以理解的格式。这一转换过程确保了用户输入能够被后续的语义分析模块正确处理，从而实现对用户意图的准确理解。

2) ChatGPT 处理层：ChatGPT 处理层是整个语义分析系统的核心，承载着对用户输入进行深度处理与解析的关键任务。具体来说，当用户的自然语言输入经过输入层的处理后，便进入 ChatGPT 处理层进行进一步的解析和生成操作。在 ChatGPT 处理层中，对用户的输入进行细致的

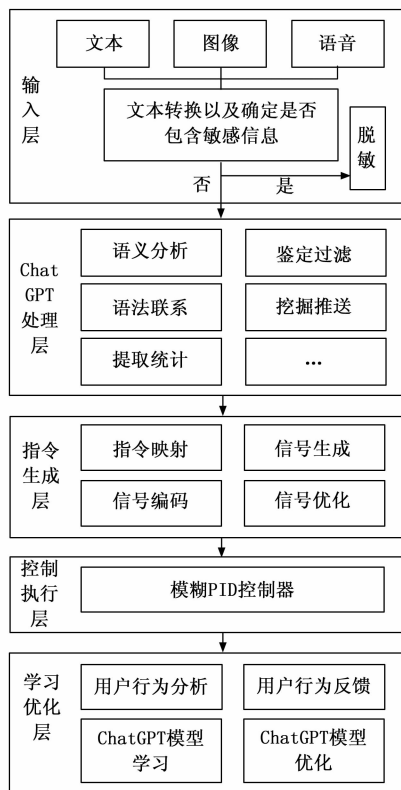


图 1 基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统结构

分析，理解用户的意图和需求。通过深度学习和自然语言处理的技术，ChatGPT 能够识别用户输入中的关键词、短语以及上下文信息，从而准确把握用户的意图。

3) 指令生成层：指令生成层在整个自动化控制系统中扮演着至关重要的角色，承载着将 ChatGPT 生成的高级控制指令转化为具体控制信号的关键任务。这些控制信号是系统和设备能够直接理解和执行的语言，是实现自动化控制的核心要素。具体来说，当 ChatGPT 处理层生成了控制指令后，这些指令便传递至指令生成层进行进一步的转换。指令生成层会对 ChatGPT 生成的控制指令进行解析，理解其背后的意图和具体需求。通过深入分析指令的内容，指令生成层能够准确把握系统或设备需要执行的操作和参数。

4) 控制执行层：控制执行层作为自动化控制系统的终端执行部分，负责将指令生成层传递过来的控制信号转化为实际的操作行为，从而实现对被控目标的精准和高效控制。具体来说，在控制执行层中，模糊 PID 控制器发挥着核心作用，结合了模糊控制和 PID 控制的优势，能够灵活应对各种复杂和不确定的控制场景<sup>[9]</sup>。当控制信号到达控制执行层时，模糊 PID 控制器会对信号进行分析和识别，确定控制目标以及所需执行的操作。根据控制信号的指令，控制器会计算出相应的控制参数，这些参数将被用于指导后续的控制操作。

5) 学习优化层：学习优化层在整个自动化控制系统中

扮演着至关重要的角色，它专注于收集和分析用户的行为与反馈，以及被控目标的实时运行状态。通过深度挖掘这些信息，学习优化层能够不断对 ChatGPT 模型进行学习和优化，从而提升系统的智能化水平，更好地满足用户的需求。具体来说，学习优化层会收集用户在使用过程中的各种行为和反馈数据。这些数据包括用户的输入习惯、对控制指令的满意度评价、对系统响应速度的感知等。同时学习优化层还会实时监控被控目标的运行状态，收集运行数据，分析系统的控制效果。

以上 5 个部分共同构成了基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统的结构设计架构。这个架构不仅可以实现高效、智能的自动化控制，还具有自我学习和优化的能力，可以适应各种复杂和动态的环境。

### 1.2 基于 ChatGPT 的语义分析

ChatGPT 是由 OpenAI 开发的一款基于 Transformer 架构的大型语言模型<sup>[10]</sup>，其通过海量数据的训练，具备了强大的语言生成和理解能力。它能够根据用户输入的文本、图像与语音等信息，生成自然、流畅的语言回复，为用户提供高质量的交互体验。更重要的是，ChatGPT 还能够理解用户的意图和需求，从而为用户提供更加精准的服务。

在用户输入控制信息后，如输入信息为图像或语音，则需将其转换为可供 ChatGPT 理解的文本数据<sup>[11]</sup>，在此基础上，ChatGPT 处理层采用神经语义分析方法对于输入的控制信息进行语义分析，了解用户意图与需求。神经语义分析方法采用编码—解码架构<sup>[12]</sup>，考虑语言的多样性，设计双编码—解码语义分析模型。

#### 1.2.1 双编码结合

单一语音的语义表达式编码—解码架构内，设定编码器将用户输入的控制信息作为输入，由此输出对应的隐含层状态，并将其传输至解码器内作为解码器的输入，在两者之间存在注意力模型。

以  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  表示输入层输入的信息，通常情况下，循环神经网络根据由前至后的排列读取  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ ，编码器依照顺序依次读取。在前后两个方向上运行循环神经网络，可令任意词汇  $x$  具有前后两个方向的隐含层状态，对两个状态进行拼接，即可获取编码器的输出结果，其中包含  $x$  前后两个词汇的信息。

在编码—解码模型基础上，引入另一个编码器，确保输入层输入的不同自然语言均对应一个单独的编码器，同时共享一个解码器。将  $x$  与  $u$  作为两种有所差异的输入信息，以  $y$  和  $s_i$  分别表示目标端输入与当前时刻下解码器的隐含层状态。将两个编码器对应的注意力分数结合即可获得计算当前时刻解码器隐含层状态的输入  $c_i$ 。

利用式 (1) 与式 (2) 能够描述解码端初始隐含层状态：

$$bx = \begin{bmatrix} \vec{bx}_1 & \vec{bx}_2 & \dots & \vec{bx}_m \\ \vec{bx}_1 & \vec{bx}_2 & \dots & \vec{bx}_m \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$bu = \begin{bmatrix} \vec{bu}_1 & \vec{bu}_2 & \dots & \vec{bu}_n \\ \vec{bu}_1 & \vec{bu}_2 & \dots & \vec{bu}_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中： $bx$  和  $bu$  分别表示  $x$  与  $u$  对应的编码器隐含层状态。

在获取  $bx$  和  $bu$  后根据矩阵的最后一维连接两者，利用式 (3) 计算连接后的矩阵第一维均值  $b$ ：

$$b = \text{mean}[(bx; bu)] \quad (3)$$

其中： $\text{mean}()$  表示平均值函数。

对于  $b$  实施非线性变换，并对线性变换结果实施  $\tanh$  非线性变形，由此获取解码端初始隐含层状态值：

$$s_0 = \tanh(W_c \cdot b) \quad (4)$$

#### 1.2.2 多语言到语义表达式的注意力模型

多语言到语义表达式的注意力模型设计原理主要结合了注意力机制和深度学习技术，处理不同语言到语义表达式的转换任务。该模型设计原理主要包含 3 点：

1) 模型需要能够接收并处理多种语言的输入，涉及对输入文本进行预处理，如分词、编码等，以便模型能够识别并理解不同语言的特性。

2) 模型的核心部分是注意力机制。注意力机制的主要作用是让模型在处理输入时能够关注重要的信息，而忽略不重要的信息。在多语言到语义表达式的转换任务中，注意力机制可以帮助模型识别并聚焦于输入文本中与语义表达相关的关键部分。在注意力机制的实现上，模型通常会将输入文本编码为一系列的向量表示，这些向量捕捉了输入文本的不同层面的信息。然后，模型会计算这些向量与语义表达式之间的注意力权重，这些权重反映了不同向量对语义表达的重要性。通过加权求和这些向量，模型可以得到一个加权的输入表示，这个表示更好地反映了输入文本中与语义表达相关的信息。

3) 模型会利用深度学习技术，如循环神经网络、长短期记忆网络) 或 Transformer 等，对加权的输入表示进行进一步的编码和处理，以生成最终的语义表达式。这些网络结构能够有效地捕捉输入文本中的序列信息和依赖关系，从而生成更准确的语义表达式。

单一语音的语义表达式编码—解码架构内，以  $s_{i-1}$  和  $y_{i-1}$  分别分别表示解码器顶层第  $i-1$  时刻隐含层状态和前一个词汇嵌入，将两者同  $c_i$  相互结合后即可获取第  $i$  时刻的隐含层状态，公式描述如下：

$$s_i = f(s_{i-1}, y_{i-1}, c_i) \quad (5)$$

对输入层输入的自然语言句子实施映射能够获取序列  $(b_1, b_2, \dots, b_m)$ ，其是  $c_i$  计算的主要依据，不同的  $b_j$  内包含整个输入句子信息，主要为句子内第  $j$  个词汇周边词汇的信息。在此基础上，对加权求和即可获取  $c_i$ ，公式描述如下：

$$c_i = \sum_{j=1}^m \delta_{ij} b_j \quad (6)$$

其中： $v(n)$  表示不同  $b_j$  的权重，其公式描述如下：

$$\begin{cases} \delta_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^m \exp(e_k)} \\ e_{ij} = \varphi(s_{i-1}, b_j) \end{cases} \quad (7)$$

其中： $\varphi$  表示对齐模型，通过分数描述输入层输入的自然语言句子中第  $j$  个词汇周围的词汇同第  $i$  个词汇输出之间的对其水平，该分数的计算主要以  $s_{i-1}$  和为基础。

通过上述过程可知，在确定当前时刻的隐含层状态过程中，前一时刻的隐含层状态与  $b_j$  是十分重要的。对齐模型主要包含 2 阶传递函数，将 2 阶策略应用于负荷频率控制中，进而获取以下形式的 2 阶控制函数，表达式为：

$$\begin{cases} p = \delta_{ij} - \beta \\ \beta = \frac{c_i}{e_{ij}} \end{cases} \quad (8)$$

其中： $p$  表示 2 阶控制函数； $\beta$  表示控制量。选择的目标函数  $R$  可以表示为公式 (9) 的形式：

$$R_{SD} = \frac{|\Delta z_1| + |\Delta z_2|}{p \times \beta} \quad (9)$$

其中： $\Delta z_1$  和  $|\Delta z_2|$  表示不同的负荷频率偏差。

经过上述分析，通过 ChatGPT 对控制参数展开整定处理，得到控制器中不同参数的最优取值，进而得到满意的生成式人工智能自动化控制方案  $M(s)$ ，具体如公式 (10) 所示：

$$M(s) = \frac{\Delta z}{R_{SD}} \quad (10)$$

其中： $\Delta z$  表示负荷频率总偏差。

在双编码—解码语义分析模型内引入注意力机制后，解码器仅重视输入的自然语言句子的部分信息即可。为能够同时处理两个编码器的信息，需改进注意力模型，依照注意力的计算过程，注意力模型改进过程中分别确定两个文本向量同两个编码器的对应关系，即  $cx_i$  和  $cu_i$ ，由此替换原模型内的  $s_i$ ：

$$s_i = f(s_{i-1}, y_{i-1}, cx_i, cu_i) \quad (11)$$

上述的双编码—解码模型很容易进行拓展，用于更多语言输入的情况，由此实现多语言到语义表达的神经语义分析。

在获取输入信息的语义分析结果后即可了解用户的需求，由此生成相应的控制指令，控制指令传输至指令生成层后，转化为具体的控制信号，再传输至控制执行层，在该层内通过模糊 PID 控制器实现设备和系统的自动化控制。

### 1.3 模糊 PID 控制器设计

自动化控制是基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统中的重点内容<sup>[13]</sup>，通过 ChatGPT 不仅能够提升自动化控制系统的整体控制性能，还能够大幅提升控制效率。模糊 PID 控制器的设计原理结合了模糊控制和 PID 控制的优点，以实现更为精准和高效的自动化控制。以下是模糊 PID 控制器设计原理主要包括 3 点：

- 1) 明确控制目标，即系统应达到的期望状态或性能指标。
- 2) 明确模糊控制器的输入和输出变量。输入变量通常包括系统的误差、误差变化率和累积误差等，这些变量反映了系统当前状态与期望状态之间的差异<sup>[14-15]</sup>。输出变量为控制力，用于调整系统的行为以接近期望状态。

3) 明确模糊集和模糊规则。模糊集用于将实际变量映射为模糊集合，如“大、中、小”等，这有助于处理不确定性和不精确性。模糊规则描述了输入变量与输出变量之间的关系<sup>[16]</sup>。这些规则基于专家知识和经验制定，旨在实现有效的控制策略。

在模糊 PID 控制器中，模糊化是一个关键步骤。将输入变量通过模糊化过程转化为隶属度函数形式，用来描述输入数量的各个级别或水平<sup>[17-18]</sup>。同样地，输出变量也需要进行模糊化处理。

控制执行层在接收到具体的控制信号后，利用模糊 PID 控制器对被控目标进行控制<sup>[19-20]</sup>。模糊 PID 控制器进行推理，分析控制器设计思路，如图 2 所示。

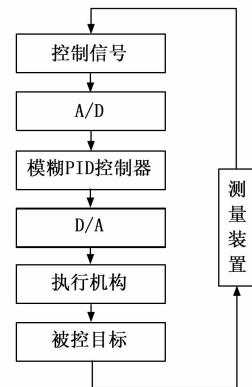


图 2 模糊 PID 控制构成框图

以  $K_p, K_i$  与  $K_d$  分别表示比例、积分与微分系数，则标准 PID 控制器的控制律公式描述如下：

$$\gamma(n) = K_p v(n) + K_i \sum_{i=0}^{n-1} r(i) + K_d [v(n) - v(n-1)] \quad (12)$$

其中： $\gamma(n)$  和  $v(n)$  分别表示第  $n$  个采样控制器输入量和采样时刻输入量。

自适应模糊 PID 以标准 PID 控制为基础，将误差  $V$  和误差变化率  $V_c$  为输入，通过模糊理论在线优化 PID 控制器参数<sup>[21]</sup>，由此构建自适应模糊 PID 控制器。基于模糊理论构建参数  $K_p, K_i$  与  $K_d$  同  $E$  和  $EC$  之间的函数相关性，公式描述如下：

$$\begin{cases} K_p = f_1(|V|, |V_c|) \\ K_i = f_2(|V|, |V_c|) \\ K_d = f_3(|V|, |V_c|) \end{cases} \quad (13)$$

基于  $V$  和  $V_c$  的波动范围能够定义模糊集的论域，公式描述如下：

$$V, V_c = \{-5, -4, -3, \dots, 0, 1, \dots, 5\} \quad (14)$$

自适应模糊 PID 控制器的模糊子集为：

$$V, V_c = \{NB, NM, NS, O, PS, PM, PB\} \quad (15)$$

其中括号内的部分分别为负大、负中、负小、零、正小、正中、正大。依照详细情况利用三角形函数与高斯函数确定模糊子集的论域与其隶属函数。

## 2 仿真测试

为验证本文所设计的基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统的实际应用性能, 选取某电气系统为研究对象, 采用本文方法对研究对象进行自动化控制测试, 测试内容主要包括语义分析与自动化控制, 所得结果如下。

### 2.1 语义分析测试

#### 2.1.1 语义分析

语义分析是本文系统实现研究对象自动化控制的基础, 因此需要对本文系统的语义分析性能进行测试。用户输入语音控制信息, 本文系统对所输入的语音控制信息进行语音识别与文本转换, 利用 ChatGPT 处理层中的神经语义分析算法对输入的控制信息进行语义分析, 表 1 所示为输入不同语音控制信息的条件下, 本文系统语义分析结果。

表 1 系统语义分析结果

输入的语音控制信息	语义分析结果
5 秒后断开 4 号主变中性点隔离装置	在 5 秒钟后, 对 4 号主变中性点区域的隔离装置进行切断处理
合上 3 号主变 220 kV 中性点接地闸刀	针对 3 号主变 220 kV 中性点进行接地合闸处理
每隔一小时检测一次 220 kV 桥开关位置	以一小时为间隔对 220 kV 桥开关位置进行监测
断开 110 kV 5 号开关控制电源	对 5 号开关控制电源进行切开处理

分析表 1 可知, 采用本文系统分析输入语音控制信息的条件下, 不同类型的语音控制信息最终语义识别结果均与输入的控制信息大致相同, 由此说明采用本文系统能够有效分析输入控制信息的语义。

#### 2.1.2 语义分析准确性量化结果

为量化本文系统语义分析的准确性, 分析本文系统与意义分析过程中语义匹配度与上下文相关交互匹配度, 所得结果如图 3 所示。分析图 3 得到, 采用本文系统进行控制信息的语义分析时, 随着系统内语义分析模型编码器数量从 1 提升至 4, 问题匹配度从 98.41% 下降至 97.28%, 虽然表现出逐渐下降的趋势, 但始终高于 97%; 而上下文相关交互匹配度则从 94.77% 下降至 91.25%, 虽然表现出逐渐下降的趋势, 但始终高于 91%。由此也说明采用本文系统进行控制信息的语义分析时, 具有较高的语义分析精度。

#### 2.1.3 语义分析抗干扰性测试结果

为测试本文系统在语义分析过程中的抗干扰性能, 随机选取数量相等的文本、图像与语音等输入控制信息, 分析本文系统在不同噪声条件下的语义分析准确性, 结果如表 2 所示。分析表 2 结果可知, 对于文本、图像和语音这 3 种不同的输入控制信息类型, 语义分析模型在抗干扰性能上展现出了一定的差异。在高斯噪声、背景噪声和传输噪声下, 文本类型的输入通常具有相对较高的准确率, 均高于 95%。对于每种输入控制信息类型, 随着语义分析模型

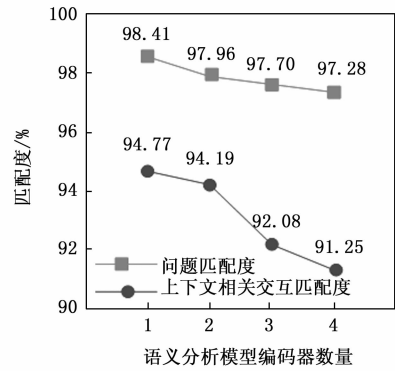


图 3 语义匹配度与上下文相关交互匹配度分析结果

编码器数量的增加, 准确率并没有出现明显的规律性变化。在某些情况下, 增加编码器数量可能略微提高准确率 (如文本类型在高斯噪声下), 但在其他情况下可能导致准确率略有下降 (如图像类型在背景噪声下), 表明编码器数量对语义分析模型抗干扰性能的影响并不显著, 还有其他因素 (如模型结构、训练数据等) 起主要作用。在高斯噪声、背景噪声和传输噪声下, 语义分析模型的准确率均保持在较高水平, 表明该模型具有较好的抗干扰性能。在不同噪声类型下, 模型的准确率略有差异, 但整体波动范围较小, 说明模型对不同类型噪声的适应性较强。基于表 2 的数据, 可以得出结论, 该语义分析模型在不同输入控制信息类型和噪声类型下均表现出良好的抗干扰性能, 该模型在不同噪声类型下均能保持较高的准确率, 具有较强的适应性和稳定性, 适用于实际应用中的语义分析任务。

表 2 语义分析的抗干扰性能分析

输入控制信息类型	语义分析模型编码器数量	噪声类型		
		传输噪声下的准确率/%	高斯噪声下的准确率/%	背景噪声下的准确率/%
文本	1	98.39	96.84	96.57
	2	98.40	96.79	96.56
	3	98.28	96.27	96.51
图像	1	97.65	95.18	96.27
	2	97.41	95.22	96.32
	3	97.16	95.04	96.10
语音	1	97.73	96.16	95.97
	2	97.72	96.11	96.00
	3	97.50	96.13	95.96

## 2.2 自动化控制测试

### 2.2.1 输出电压控制

本文系统采用模糊 PID 控制器对研究对象输出电压进行控制。模糊 PID 算法应用时, 参数设定的差异也将导致研究对象自动化控制超调量的差异。设定研究对象预期输出电压为 220 kV 的条件下, 设定 3 种有所差异的参数 (如表 3 所示), 分析本文系统中模糊 PID 控制器的阶跃响应情况, 结果如图 4 所示。分析图 4 可知, 当模糊 PID 控制器参数有所差异时, 本文系统对研究对象进行自动化控

制的超调情况也产生差异。在第一种参数条件下，本文系统控制结果的超调值控制在 0.2 kV 以内；在第二种参数条件下，本文系统控制结果的超调值控制在 0.3 kV 以内，超调现象在 3 种参数条件下最为显著；而在第 3 种参数条件下，本文系统控制结果的超调值也控制在 0.2 kV 以内，但是与第一种参数条件相比，可以更快地达到预期输出电压值。由此说明在第 3 种参数条件下，本文系统的控制效果最优。

表 3 模糊 PID 控制器参数设定

编号	P 值	I 值	D 值
1	3	1	1
2	2	3	1
3	1	2	2

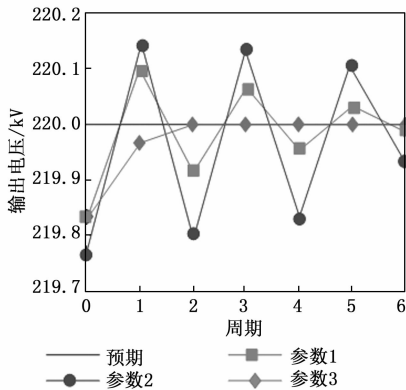


图 4 不同参数条件下控制方法的响应结果

### 2.2.2 自动化控制效果分析

为测试本文系统控制效果，在不同谐波含量条件下，对本文系统对研究对象空载合闸与电源断开动作进行自动化控制，记录本文系统控制结果，结果如表 4 所示。分析表 4 得到，在不同谐波含量条件下，采用本文系统对象对研究对象进行空载合闸与电源断开处理，研究对象均能够给予正确动作的反馈，由此说明本文系统具有较高的控制性能。在不同的谐波含量百分比（从 10% 到 100%）下，研究对象在空载合闸和电源断开两种动作中的自动化控制结

表 4 研究对象动作自动化控制结果

谐波含量/%	空载合闸	电源断开
10	动作正确	动作正确
20	动作正确	动作正确
30	动作正确	动作正确
40	动作正确	动作正确
50	动作正确	动作正确
60	动作正确	动作正确
70	动作正确	动作正确
80	动作正确	动作正确
90	动作正确	动作正确
100	动作正确	动作正确

果均为“动作正确”。无论是低谐波含量还是高谐波含量，自动化控制系统都能够准确、无误地完成相应的动作。由此说明基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统在谐波含量变化的情况下表现出高度的稳定性和可靠性。该系统能够有效地应对不同谐波含量对自动化控制带来的干扰或影响，保证动作的准确性和一致性。从实验结果来看，该自动化控制系统具备较好的适应性，能够在多种场景下稳定工作，满足实际应用的需求。

### 3 结束语

基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统是一种强大而灵活的工具，它结合了自然语言处理和自动化控制技术的优势，为人类提供了更加智能、高效和便捷的控制方式。这种系统在各种领域都有广泛的应用前景，包括智能家居、工业自动化、交通运输等。通过研究得到如下结论：

- 1) 采用本文系统能够有效分析输入控制信息的语义。
- 2) 采用本文系统进行控制信息的语义分析时，具有较高的语义分析精度。
- 3) 在不同噪声类型下均能保持较高的准确率，具有较强的适应性和稳定性。
- 4) 在第 3 种参数条件下，本文系统的控制效果最优。
- 5) 本文系统具备较好的适应性，能够在多种场景下稳定工作，满足实际应用的需求。

然而，基于 ChatGPT 的生成式人工智能自动化控制系统的研究还面临着诸多挑战。如何进一步提高 ChatGPT 的准确性和效率，如何优化控制信号的生成和转换过程，如何保证系统的安全性和稳定性等问题，都需要进行深入地研究和探讨。一方面，随着 ChatGPT 技术的不断演进，系统的性能将得到进一步提升，其应用场景也将更加广泛。另一方面，随着相关技术的不断融合和创新，该系统将能够与其他先进技术形成更加紧密的协同，共同推动自动化控制领域的发展。还应关注该系统在可持续发展方面的潜力，通过优化算法、降低能耗等方式，可以使该系统在实现高效控制的同时，也符合环保和可持续性的要求。

### 参考文献：

[1] 王晓娟. PLC 自动化控制系统在化工行业生产过程中的应用 [J]. 化学工程, 2022, 50 (9): 82.

[2] 魏 爽, 李璐遥. 人工智能辅助二语写作反馈研究——以 ChatGPT 为例 [J]. 中国外语, 2023, 20 (3): 33-40.

[3] 彭 强, 李羿卫. 自然用户界面在智能家居系统中的应用路径创新研究：生成式人工智能技术的调节作用 [J]. 包装工程, 2023, 44 (16): 454-463.

[4] 谭鑫平, 甘 浪, 林成旭, 等. 基于 STM32 的全自动病理染色控制系统的设计与实现 [J]. 工程设计学报, 2022, 29 (4): 510-518.

[5] 南 貌. 基于 PLC 的皮革污水处理自动化控制系统设计 [J]. 中国皮革, 2023, 52 (4): 34-37.

- [6] 刘艳华. 采煤机截割部机电传动系统自动化控制技术 [J]. 煤炭技术, 2022, 41 (7): 169-171.
- [7] 喻国明, 苏健威. 生成式人工智能浪潮下的传播革命与媒介生态——从 ChatGPT 到全面智能化时代的未来 [J]. 新疆师范大学学报 (哲学社会科学版), 2023, 44 (5): 81-90.
- [8] 肖君, 白庆春, 陈沫, 等. 生成式人工智能赋能在线学习场景与实施路径 [J]. 电化教育研究, 2023, 44 (9): 57-63.
- [9] 黄子怡, 李军辉, 贡正仙. 基于联合学习的成分句法与 AMR 语义分析方法 [J]. 中文信息学报, 2022, 36 (7): 13-23.
- [10] 贾骏, 杨强, 付慧, 等. 基于电力设备大数据的预训练语言模型构建和文本语义分析 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43 (3): 1027-1037.
- [11] 陈强. 基于人工智能技术的配网用户侧负荷态势感知方法 [J]. 电子设计工程, 2024, 32 (1): 133-137.
- [12] 张旗, 严天一, 赵燕乐. 具有多工作模式的电机式主动横向稳定器控制策略研究 [J]. 机械科学与技术, 2023, 42 (5): 793-801.
- [13] 钟绍武, 胡燕海, 徐坚磊, 等. 基于 PSO 的恒力执行器 PID 型模糊控制器 [J]. 电子技术应用, 2023, 49 (2): 61-66.
- [14] 金爱娟, 冯雅茹, 李少龙. 基于改进樽海鞘群算法的 PMSM 变论域模糊控制 [J]. 包装工程, 2022, 43 (13): 264-274.
- [15] RYAN W, SOHEIL H. Needs-aware artificial intelligence: AI that serves [human] needs [J]. AI and Ethics, 2023, 3 (1): 49-52.
- [16] 吴冰蓝, 周丽萍, 岳昌君. ChatGPT/生成式人工智能与就业替代: 基于高校大学生能力供求的视角 [J]. 教育发展研究, 2023, 43 (19): 40-48.
- [17] KINGA P, MONIKA B. Sustainable Supply Chain Finances implementation model and Artificial Intelligence for innovative omnichannel logistics [J]. Management, 2022, 26 (1): 19-35.
- [18] 徐国庆, 蔡金芳, 姜蓓佳, 等. ChatGPT/生成式人工智能与未来职业教育 [J]. 华东师范大学学报: 教育科学版, 2023, 41 (7): 64-77.
- [19] 杨宗凯, 王俊, 吴砥, 等. ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略 [J]. 华东师范大学学报: 教育科学版, 2023, 41 (7): 26-35.
- [20] BILGIC E, GORGY A, YOUNG M, et al. Artificial Intelligence in Surgical Education: Considerations for Interdisciplinary Collaborations; [J]. Surgical Innovation, 2022, 29 (2): 137-138.
- [21] 肖君, 白庆春, 陈沫, 等. 生成式人工智能赋能在线学习场景与实施路径 [J]. 电化教育研究, 2023, 44 (9): 57-63.
- ~~~~~
- (上接第 124 页)
- [3] 武智超, 王慧, 王吉亮, 等. 基于阵列漏磁信号分析的无刷直流电机高阻接触故障诊断研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35 (11): 108-114.
- [4] 方红伟, 陈奇, 王瑜. 无刷直流电机单相电感检测法无位置传感器控制 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (2): 783-795.
- [5] HAN L, FU X, TIAN S, et al. Demagnetization fault detection research of brushless DC motor based on machine learning [C] //2022 5th World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM). IEEE, 2022, 27 (6): 634-638.
- [6] VANCHINATHAN K, VALLUVAN K T R, GNANAVEL C, et al. An improved incipient whale optimization algorithm based robust fault detection and diagnosis for sensorless brushless DC motor drive under external disturbances [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2021, 31 (12): 1-25.
- [7] 安康, 王骁贤, 陆思良. 基于漏磁和振动信号融合的变转速电动机轴承故障诊断方法 [J]. 轴承, 2022 (4): 63-69.
- [8] 卢建刚, 李波, 赵瑞锋, 等. 基于朴素贝叶斯算法的电网故障诊断研究 [J]. 微型电脑应用, 2023, 39 (8): 98-102.
- [9] 郝振洋, 张嘉文, 杨健, 等. 基于单相无刷直流电机的高效全速域无位置控制策略 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (20): 5444-5457.
- [10] 杨长山, 张永昌, 蒋涛. 基于扩张状态观测器的级联无刷双馈电机并网同步和发电鲁棒预测电流控制 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (22): 6094-6103.
- [11] 李云波. 基于全卷积神经网络的多级阈值图像分割算法 [J]. 微型电脑应用, 2023, 39 (6): 145-147.
- [12] ZHAO H, MORGENROTH J, PEARSE G, et al. A systematic review of individual tree crown detection and delineation with convolutional neural networks (CNN) [J]. Current Forestry Reports, 2023, 9 (3): 149-170.
- [13] 张飞, 卜文绍, 曾倩. 无轴承无刷直流电机结构有限元分析 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (7): 337-341.
- [14] 徐扬, 张兰红, 陈永楼. 基于 STM32F411 的无刷直流电机 FOC 控制系统设计 [J]. 微特电机, 2023, 51 (5): 61-65.
- [15] 姜景芮, 苗田, 彭婧, 等. 基于深度学习算法的光伏发电功率预测方法研究 [J]. 自动化应用, 2023, 64 (13): 102-104.
- [16] 吴岳鹏. 基于 LSTM 模型的电力负荷预测 [J]. 自动化应用, 2023, 64 (10): 76-78.
- [17] WAHEED S R, RAHIM M S M, SUAIB N M, et al. CNN deep learning-based image to vector depiction [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82 (13): 20283-20302.
- [18] 张瑶桐. 基于改进 LSTM 的电气系统绝缘老化故障自动判定方法 [J]. 自动化应用, 2023 (22): 47-49.
- [19] 黄炜昭. 基于视觉感知的电网智能监造机器人自主定位系统设计 [J]. 微型电脑应用, 2023, 39 (4): 67-71.
- [20] 戴贵明. 基于深度学习技术的电气工程成套设备故障预测的研究 [J]. 自动化应用, 2023, 64 (18): 98-100.