

DOI: 10.19666/j.rlfed.202501012

# 基于神经网络方法的布雷顿循环定量分析及多目标优化

顾新壮, 李青芯, 石明, 杨瑞睿, 殷岳, 杨航, 马文明  
魏务卿, 周朔晨, 陈昊芃

(上海勘测设计研究院有限公司, 上海 200335)

**[摘要]** 布雷顿循环被公认为第三代太阳能热发电技术的动力循环, 得益于神经网络方法具有重要度评估和定量分析等优势。首先, 采用控制变量法从多个运行参数中筛选出透平机进口温度和压缩比等重要参数, 控制变量法中重要度随着 $R^2$ 值的降低而增加, 当不含上述重要参数时, 其对应的 $R^2$ 值分别降低到0.57和0.64, 均低于其余运行参数; 然后, 采用布雷顿循环中的输出功定量分析结果, 其 $R^2$ 值大于0.999, 其中热效率和输入热量的 $R^2$ 值分别为0.992和0.988; 最后, 通过多目标优化结果所推荐的透平机进口温度和压缩比值分别为500 °C和2.19, 相对应的热效率、输出功和输入热量分别为46.58%、100.97 kJ/kg和-176.5 kJ/kg。该研究可作为光热电站布雷顿循环的实际运行和性能研究的参考。

**[关键词]** 布雷顿循环; 神经网络方法; 热效率; 定量分析; 多目标优化

**[引用本文格式]** 顾新壮, 李青芯, 石明, 等. 基于神经网络方法的布雷顿循环定量分析及多目标优化[J]. 热力发电, 2025, 54(11): 42-48. GU Xinzhuang, LI Qingxin, SHI Ming, et al. Quantitative analysis and multi-objective optimization of Brayton cycle based on artificial neural network method[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(11): 42-48.

## Quantitative analysis and multi-objective optimization of Brayton cycle based on artificial neural network method

GU Xinzhuang, LI Qingxin, SHI Ming, YANG Ruirui, YIN Yue, YANG Hang, MA Wenming,  
WEI Wuqing, ZHOU Shuo Chen, CHEN Haopeng

(Shanghai Investigation, Design & Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200335, China)

**Abstract:** The Brayton cycle is widely recognized as a key power cycle in the third-generation solar thermal power generation technology. Leveraging the strengths of artificial neural network methods for importance evaluation and quantitative analysis, this research employs a control variable approach to identify critical parameters, including turbine inlet temperature and compression ratio, from a range of operating parameters. In this method, the significance of parameters increases as the  $R^2$  value decreases. Notably, when excluding these key parameters, the  $R^2$  values fall to 0.57 and 0.64, respectively, both are lower than other operating parameters. Furthermore, the quantitative analysis of output power in the Brayton cycle yields exceptional results, achieving an  $R^2$  value exceeding 0.999. The  $R^2$  values for thermal efficiency and input heat are 0.992 and 0.988, respectively. Finally, the multi-objective optimization results suggest optimal settings of 500 °C for turbine inlet temperature and 2.19 for the compression ratio, corresponding to a thermal efficiency of 46.58%, output power of 100.97 kJ/kg, and input heat of -176.5 kJ/kg. This study offers valuable insights for the operational efficiency and performance assessment of the Brayton cycle in solar thermal power plants.

**Key words:** Brayton cycle; neural network method; thermal efficiency; quantitative analysis; multi-objective optimization

收稿日期: 2025-01-13

基金项目: 上海市科委项目课题三(23DZ1201003, 2024QT(83)-010, 2024QT(81)-011); 中国长江三峡集团有限公司2024年首批非定向指南项目(2025QT(82)-001)

Supported by: Science and Technology Commission of Shanghai Municipality (23DZ1201003, 2024QT(83)-010, 2024QT(81)-011); The First Batch of Non Directional Guidance Projects in 2024 of the China Three Gorges Corporation (2025QT(82)-001)

第一作者简介: 顾新壮(1996), 男, 博士, 主要研究方向为布雷顿动力循环及其相关技术, xzgu@outlook.com.

水利水电规划总院预计太阳能将在 2060 年成为我国最主要的可再生能源，占新能源发电量的 44%<sup>[1]</sup>。光热发电作为太阳能发电的一种重要技术形式，其转动惯量具有储能和调峰优势。布雷顿循环被公认为第三代太阳能热发电技术的动力循环<sup>[2]</sup>，因此国内外研究机构逐渐增加了对布雷顿循环发电领域的关注度。

徐进良教授团队<sup>[3]</sup>构建新型部分膨胀布雷顿循环并研究其综合热力特性，采用拓宽吸收温度区间进而提升余热效率，结果表明该循环的发电效率、循环热效率和热源利用率分别为 28.62%、34.03%和 84.11%。韩冰川等<sup>[4]</sup>提出一种全回热布雷顿循环并对其开展经济和综合性能分析，通过回收预冷器余热来提升性能，优化后的热效率和焓效率分别为 84.2%和 74.1%，对应的焓流成本和净输出功率分别为 9.48 美元/GJ 和 397.4 MW。此外，采用神经网络方法对布雷顿循环分析是新的研究热点。Jin 等人<sup>[5]</sup>通过神经网络方法预测和优化再压缩布雷顿循环性能，并且与 MATLAB 软件相比，该方法可以直接输出优化变量并节省计算时间，优化后的热效率、净功率输出和热效率分别提升了 31.15%、43.29%、33.75%。

然而，目前多数文献主要聚焦于布雷顿循环的综合性能，缺乏对运行参数的重要度评估以及定量分析，不利于布雷顿循环快速工程化应用。因此，本文采用神经网络方法在布雷顿循环定量分析的基础上开展多目标优化，以为光热电站布雷顿循环的实际运行和性能研究提供参考。

### 1 系统介绍及研究思路

图 1 描述了布雷顿循环及神经网络方法，并展示了本文的研究思路。对于采用 CO<sub>2</sub> 作为工作介质的布雷顿循环而言，设计状态下的压缩比为 3.4，在压缩机的作用下，入口处点 1 的压力从 7.35 MPa 增加到点 2 处的 25 MPa，对应温度从 32.0 °C 升高到 111.1 °C。换热器将压缩机出口点 2 处的温度从 111.1 °C 预热到点 3 处的 323.2 °C，同时换热器将透平机出口点 5 的温度从 405.9 °C 冷却到点 6 时的 124.9 °C。接下来加热器将透平机进口点 4 的温度提升到 550.0 °C，然后驱动透平机发电后其温度降低至点 5 处的 405.9 °C，透平机进口和出口处的压力分别为 25 MPa 和 7.35 MPa，进而组成完整的布雷顿动力循环。

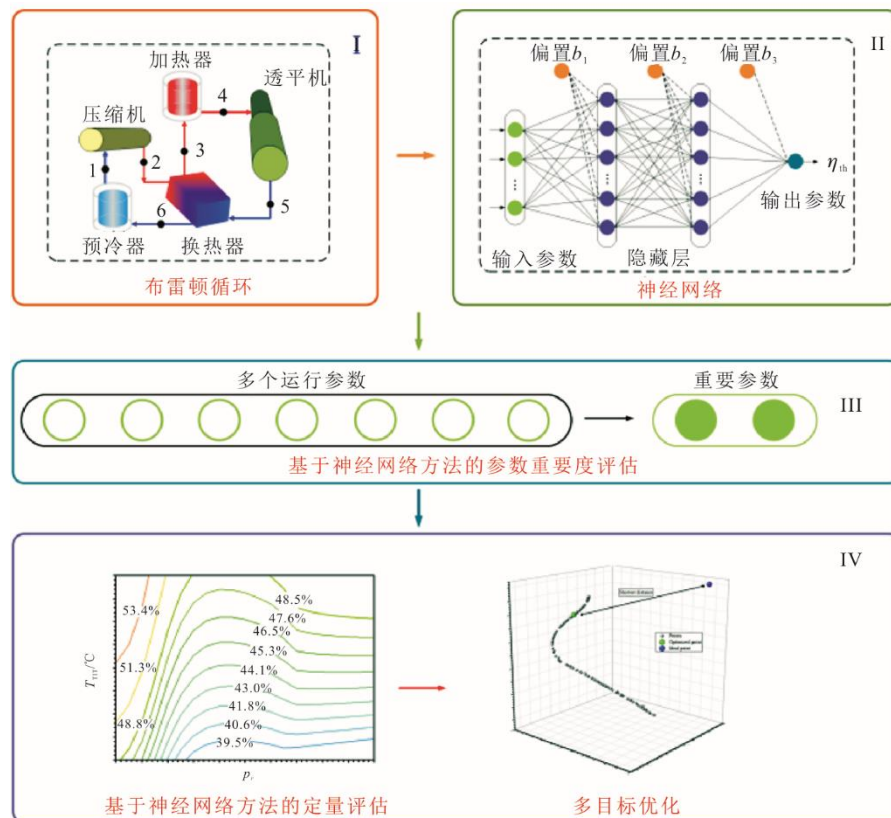


图 1 布雷顿循环定量分析及多目标优化思路  
Fig.1 Quantitative analysis and multi-objective optimization approach of Brayton cycle

神经网络结构主要分为输入参数、隐藏层和输出参数等 3 个部分(图 1), 得益于神经网络方法具有重要度评估和定量分析等优势<sup>[6]</sup>。本文中采用该方法从多个运行参数中筛选出重要参数, 并基于重要参数对布雷顿循环进行定量分析, 最后在多个运行结果定量分析的基础上开展多目标优化。

表 1 列出了神经网络模型的关键参数。输入参数、隐藏层和输出参数之间的连接类型为多前馈网络, 并可以根据权重、偏差和输入参数来确定输出量。训练算法设定为批量反向传播方法, 其具有更快的收敛速度和更好的预测性能。隐藏层和输出层之间的传递函数为 Tanh 函数, 输出量处于 0~1 之间, 且输出参数均为正数。此外, 神经网络中神经元数量设置为 7-10-10-1, 该数量可以保障输入参数的稳定迭代。

表 1 神经网络模型关键参数  
Tab.1 Key parameters of the ANN model

参数名称	内容
神经元数量	7-10-10-1
连接类型	多前馈网络
训练算法	批量反向传播方法
传递函数	Tanh 函数
学习率	0.1
动量系数	0.4
迭代步长	50
收敛误差	$10 \times 10^{-7}$

## 2 系统模型和验证

### 2.1 布雷顿循环

压缩机效率定义为<sup>[7]</sup>:

$$\eta_{\text{com}} = \frac{h_{2s} - h_1}{h_2 - h_1} \quad (1)$$

式中:  $\eta_{\text{com}}$  为压缩机效率;  $h_1$  和  $h_2$  分别为图 1 中布雷顿循环点 1 和点 2 的焓值, kJ/kg;  $h_{2s}$  为点 2 的等熵焓值, kJ/kg, 该值由下式联合计算。

$$h_{2s} = h(s_{2s}, p_2) \quad (2)$$

$$s_{2s} = s_1 \quad (3)$$

式中:  $h(s_{2s}, p_2)$  为在点 2 压力和点 2 等熵条件下的焓值, kJ/kg。

透平机效率为<sup>[7]</sup>:

$$\eta_{\text{tur}} = \frac{h_4 - h_5}{h_4 - h_{5s}} \quad (4)$$

式中:  $\eta_{\text{tur}}$  为透平机效率;  $h_4$  和  $h_5$  分别为图 1 中布雷顿循环点 4 和点 5 的焓值, kJ/kg;  $h_{5s}$  为点 5 的等

熵焓值, kJ/kg, 该值可由下式计算。

$$h_{5s} = h(s_{5s}, p_5) \quad (5)$$

$$s_{5s} = s_4 \quad (6)$$

式中:  $h(s_{5s}, p_5)$  为在点 5 压力和点 5 等熵条件下的焓值, kJ/kg。

换热器效率为<sup>[7]</sup>:

$$\eta_{\text{rec}} = \frac{h_3 - h_2}{h_5 - h(T_2, p_6)} \quad (7)$$

式中:  $\eta_{\text{rec}}$  为换热器效率;  $h(T_2, p_6)$  为在点 6 压力和点 2 温度条件下的焓值, kJ/kg。

布雷顿循环的能量平衡方程为:

$$m_5 \times (h_5 - h_6) = m_2 \times (h_3 - h_2) \quad (8)$$

式中:  $m_2$  和  $m_5$  分别为点 2 和点 5 的质量流量, kg/s;  $h_6$  为点 6 的焓值, kJ/kg。

布雷顿循环的输出功定义为:

$$w_{\text{tur}} = h_4 - h_5 \quad (9)$$

式中:  $w_{\text{tur}}$  为透平机输出功, kJ/kg;  $h_4$  为点 4 的焓值, kJ/kg。

输入热量为:

$$q_{\text{in}} = h_4 - h_3 \quad (10)$$

式中:  $q_{\text{in}}$  为输入热量, kJ/kg;  $h_3$  为点 3 的焓值, kJ/kg。

布雷顿循环的热效率为<sup>[8]</sup>:

$$\eta_{\text{th}} = \frac{(h_4 - h_5) - (h_2 - h_1)}{h_4 - h_3} \quad (11)$$

式中:  $\eta_{\text{th}}$  为布雷顿循环的热效率。

### 2.2 神经网络模型

神经网络的输出参数为<sup>[9]</sup>:

$$y_{m,i} = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ji} x_{m-1,j} + b_{m,i}\right) \quad (12)$$

式中:  $y_{m,i}$  为神经网络的输出参数;  $f$  为传递函数;  $x_{m,j}$  为输入参数;  $b_{m,i}$  为偏置; 下标  $i$  和  $j$  代表节点; 下标  $m$  代表输出层。

本文分别使用均方根误差和决定系数来对比实际值和预测值的偏差<sup>[10]</sup>:

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\eta_{\text{th},i} - \eta_{\text{th,pred},i})^2} \quad (13)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\eta_{\text{th},i} - \bar{\eta}_{\text{th},i})(\eta_{\text{th,pred},i} - \bar{\eta}_{\text{th,pred},i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\eta_{\text{th},i} - \bar{\eta}_{\text{th},i})^2 \sum_{i=1}^n (\eta_{\text{th,pred},i} - \bar{\eta}_{\text{th,pred},i})^2}} \quad (14)$$

式中:  $\delta_{\text{RMSE}}$  为均方根误差;  $R^2$  为决定系数;  $n$  为热

效率预测值的数量;  $\eta_{th,i}$  为热效率的实际值;  $\eta_{th,pred,i}$  为热效率的预测值。

最大偏差及所属范围用于评估预测值和实际值之间存在较大偏差的区间<sup>[11]</sup>:

$$\delta_{MDR} = \max \left( \frac{|V_{pred} - V_a|}{V_a} \times 100\% \geq \zeta \right) \quad (15)$$

$$T_{TIT} \in (T_{TIT,l}, T_{TIT,u}), P_r \in (P_{r,l}, P_{r,u})$$

式中:  $\delta_{MDR}$  为最大偏差, %;  $V_{pred}$  和  $V_a$  分别为预测值和实际值;  $\zeta$  为评判标准, %; 下标 l 和 u 分别为最大偏差所属范围的下限和上限。

### 2.3 多目标优化模型

本研究中的多目标优化模型采用非支配排序遗传 (NSGA-II) 算法, 其中的种群数量、交叉概率、突变概率等参数的设定值分别为 100、0.9、0.5。布雷顿循环中的 3 个目标函数为<sup>[12]</sup>:

$$F_{obj} = [\max(\eta_{th}), \max(w_{tur}), \min(q_{in})] \quad (16)$$

$$a_1 \leq x_a \leq a_2, b_1 \leq x_b \leq b_2$$

式中:  $F_{obj}$  为 3 目标方程;  $\max$  和  $\min$  分别为最大值和最小值;  $x_a$  和  $x_b$  分别为 2 个独立变量;  $a_1$  和  $b_1$  分别为 2 个独立变量的下限;  $a_2$  和  $b_2$  分别为 2 个独立变量的上限。

总目标距离用于评估 3 个目标对应距离值之和:

$$o_{ocd,j} = \sum_{k=1}^3 o_{cdi,j,k} \quad (17)$$

式中:  $o_{ocd}$  为总目标距离;  $o_{cdi}$  为拥挤距离。

### 2.4 模型验证

将模拟结果与文献[13]中的热效率值对比, 以验证布雷顿循环数学模型的有效性, 结果如图 2。图 2 描述了布雷顿循环在不同压缩比和最大运行压力等参数下热效率的变化情况。对于最大运行压力为 10 MPa 和 15 MPa 的工况, 热效率分别从 37.15%、35.93% 逐渐上升到最大值 38.42%、38.24%, 之后回落到 37.13%、37.30%。当最大运行压力分别为 20 MPa 和 25 MPa 时, 热效率最初从 37.99%、42.25% 下降到局部最小值下的 36.15%、38.73%, 然后增加到局部最大值 38.47%、39.36%, 最后下降到 37.67%、38.38%。

由图 2 可见, 文献[13]中的布雷顿循环压缩比和最大运行压力的范围分别为 2.0~4.0 和 10~25 MPa, 本文与文献[13]之间的  $\delta_{RMSE}$  和  $R^2$  值分别为 0 和 1。表明所构建的布雷顿数学模型准确, 同时说明从布雷顿系统模型输入神经网络的训练数据集可靠。

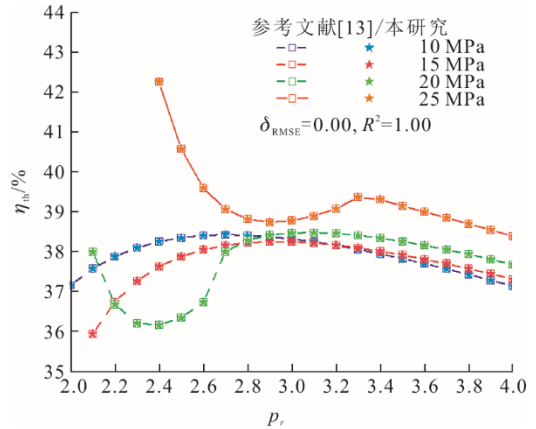


图 2 模拟结果与文献[13]的热效率对比分析  
Fig.2 Comparison of thermal efficiency between the simulation result and reference [13]

## 3 结果与讨论

本文采用神经网络方法对布雷顿循环开展定量性能与优化研究, 采用重要度评估方法从多个运行参数中筛选出 2 种重要参数, 并对 2 种重要参数下的热效率、输出功和输入热量等性能指标开展定量分析和多目标优化研究。

### 3.1 参数重要度分析

采用控制变量法评估 7 个运行参数的重要度。7 个运行参数分别为透平机进口温度  $T_{TIT}$ 、压缩机进口温度  $T_{CIT}$ 、最高工作压力  $p_{max}$ 、压缩比 ( $P_r$ )、压缩机效率  $\eta_{com}$ 、透平机效率  $\eta_{tur}$ 、换热器效率  $\eta_{rec}$ 。控制变量法是通过控制训练数据集 1 和 2 输入参数的不同来评估该参数下热效率预测值与实际值的对比结果。通常热效率预测值和实际值之间的误差随着  $R^2$  的减少而增大, 则表明所选参数的重要度更高。图 3 为 7 个运行参数的  $R^2$  和  $\delta_{RMSE}$  值。由图 3 可见,  $\eta_{com}$ 、 $\eta_{tur}$  和  $\eta_{rec}$  的  $R^2$  值分别为 0.89、0.83 和 0.86, 相对应的均方根误差值分别为 0.040、0.060 和 0.045。

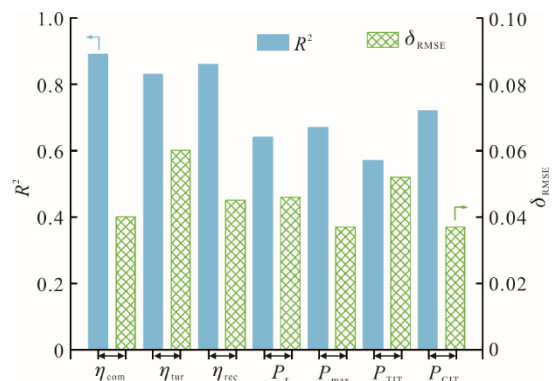


图 3 7 个运行参数的  $R^2$  和  $\delta_{RMSE}$  值  
Fig.3  $R^2$  and  $\delta_{RMSE}$  values for seven operational parameters

以 $\eta_{tur}$ 运行参数为例基于控制变量法进行重要度分析,结果如图4。由图4可见,与 $\eta_{th,pred} \in (42\%, 56\%)$ 时的 $\eta_{th}$ 相比, $\eta_{th}$ 在 $\eta_{th,pred} \in (30\%, 42\%)$ 内的热效率预测值和实际值之间的误差较小。因此,上述3个运行参数的重要度排序为 $\eta_{tur} > \eta_{rec} > \eta_{com}$ 。此外,与 $P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ 等参数相比, $\eta_{com}$ 、 $\eta_{tur}$ 和 $\eta_{rec}$ 的 $R^2$ 值较高(图3),因此 $\eta_{com}$ 、 $\eta_{tur}$ 和 $\eta_{rec}$ 对热效率的影响相对低于 $P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ ,因此后面的讨论将集中在 $P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ 等参数上,以便于以最大限度提高热效率。

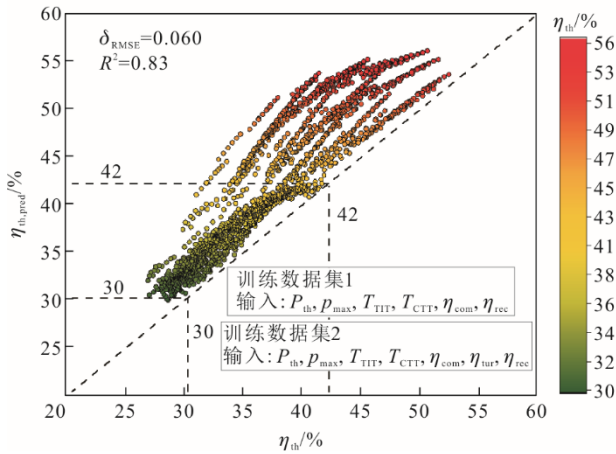


图4 基于控制变量法的 $\eta_{tur}$ 重要度分析  
Fig.4 Parameter importance analysis based on controlled variable method: taking  $\eta_{tur}$  as an example

$P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ 中大多数预测值低于热效率的实际值,特别是 $P_r$ 、 $p_{max}$ 和 $T_{TIT}$ 。 $P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ 的 $R^2$ 值分别为0.64、0.67、0.57和0.72,相对应的 $\delta_{RMSE}$ 值分别为0.046、0.037、0.052和0.037。 $P_r$ 、 $p_{max}$ 、 $T_{TIT}$ 和 $T_{CIT}$ 的预测值和实际值之间较小误差的分布范围分别为28%~35%、28%~38%、27%~34%和28%~40%。综上所述,与 $p_{max}$ 和 $T_{CIT}$ 相比, $P_r$ 和 $T_{TIT}$ 的 $R^2$ 值明显更低。因此,上述4个运行参数的重要度排序为 $T_{TIT} > P_r > p_{max} > T_{CIT}$ 。后续内容将侧重于在透平机进口温度和压缩比等运行参数下对热效率、输出功和输入热量等性能指标的影响进行分析。

### 3.2 定量分析

现有的光热电站主要采用熔盐类型为40%  $KNO_3$ +60%  $NaNO_3$ 混合二元硝酸盐,其常规运行温度和分解温度分别为550、620  $^{\circ}C$ ,因此本节中 $T_{TIT}$ 的最高温度设定为600  $^{\circ}C$ ,压缩比 $P_r$ 为2~4。布雷顿循环中热效率、输出功和输入热量等性能指标的

理论特性分析分别如图5—图7所示。以图5为例,当 $P_r$ 为4同时 $T_{TIT}$ 从500  $^{\circ}C$ 增加到600  $^{\circ}C$ 时, $\eta_{th}$ 从37.19%上升到41.89%。然而,当 $T_{TIT}$ 保持在600  $^{\circ}C$ , $P_r$ 从2增加到4时, $\eta_{th}$ 从51.47%降低到 $P_r$ 为2.9时的最低值41.27%,然后回升到41.89%。同时,当 $P_r$ 为3.3~3.4时,热效率增加速度较快,原因为循环中低压侧压力在 $P_r$ 为3.4时接近于工质的临界压力(7.4 MPa)。在 $T_{TIT}$ 为600  $^{\circ}C$ 和 $P_r$ 为2时,布雷顿循环的最大热效率为51.47%,这与图2中的结论保持一致。此外,热效率的定量分析方程中的 $R^2$ 值为0.992,在 $P_r$ 为4时,最大偏差 $\delta_{MDR}$ 对应的 $T_{TIT}$ 分布范围为500~520  $^{\circ}C$ ,最大相对误差为2.26%。

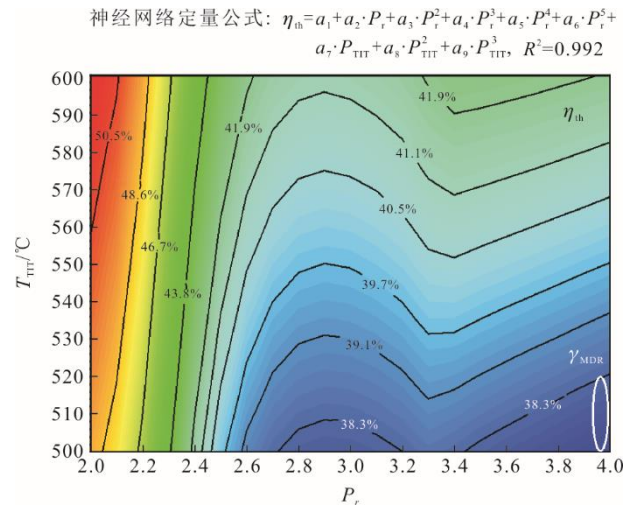


图5 布雷顿循环热效率的定量分析结果  
Fig.5 Quantitative analysis of thermal efficiency in Brayton cycle

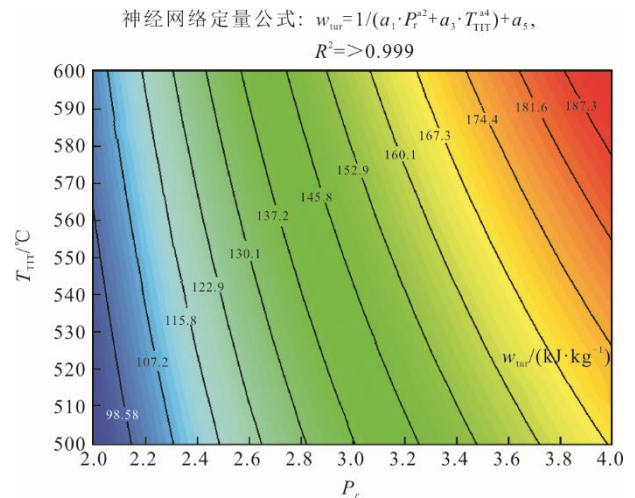


图6 布雷顿循环输出功的定量分析结果  
Fig.6 Quantitative analysis of output power in Brayton cycle

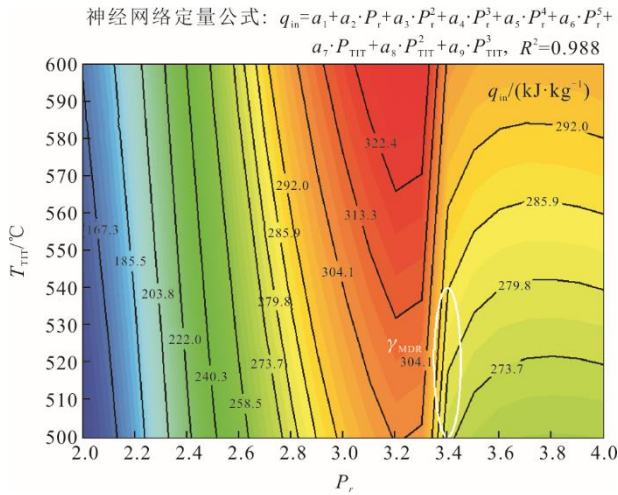


图 7 布雷顿循环输入热量的定量分析结果  
Fig.7 Quantitative analysis of input heat in Brayton cycle

图 6 中  $w_{tur}$  随着  $T_{TIT}$  和  $P_r$  的增加而增大, 当  $P_r$  为 4 同时  $T_{TIT}$  从 500 °C 增加到 600 °C 时,  $w_{tur}$  从 167.6 kJ/kg 增加到 192.9 kJ/kg。当  $T_{TIT}$  保持在 600 °C  $P_r$  从 2 增加到 4 时,  $w_{tur}$  从 103.4 kJ/kg 下降到 92.9 kJ/kg。在  $T_{TIT}$  为 600 °C 和  $P_r$  为 4 时, 布雷顿循环存在最大输出功。此外, 输出功定量分析方程的  $R^2$  值大于 0.999, 表明在  $T_{TIT}$  为 500~600 °C 和  $P_r$  为 2~4 内计算输出功的精度很高。

由图 7 可见, 当  $T_{TIT}$  保持在 600 °C 时,  $q_{in}$  从  $P_r$  为 2.0 时的 167.9 kJ/kg 上升到  $P_r$  为 3.2 时的最大值 331.4 kJ/kg, 然后  $q_{in}$  迅速下降到  $P_r$  为 3.4 时的 302.5 kJ/kg, 最后  $q_{in}$  缓慢降低到  $P_r$  为 4.0 时的 297.9 kJ/kg。由于在  $P_r$  为 3.2~3.4 时临界压力带来的  $T_{TIT}$  突然上升, 因此,  $\delta_{MDR}$  的所属范围为  $P_r$  为 3.4 以及  $T_{TIT}$  为 500~540 °C 内, 最大误差为 4.43%,  $q_{in}$  神经网络定量特性公式中相应的  $R^2$  为 0.988。图 5—图 7 中布雷顿循环定量特性分析公式中的参数见表 2。

表 2 布雷顿循环定量特性公式中  $a_1$ — $a_9$  数值  
Tab.2 The values of  $a_1$ — $a_9$  in the quantitative analysis equations for Brayton cycle

参数	热效率	输出功	输入热量
$a_1$	-1 913.596 6	$4.898 \times 10^{-3}$	5 289.980 1
$a_2$	3 508.644 0	-1.109 6	-8 366.646 2
$a_3$	-2 484.692 9	0.157 2	4 774.367 2
$a_4$	855.366 5	-0.675 8	-1 172.530 9
$a_5$	-143.841 5	-126.069 5	111.502 4
$a_6$	9.485 6		-1.542 6
$a_7$	0.128 4		0.298 4
$a_8$	$-1.27 \times 10^{-4}$		$-5.5216 \times 10^{-5}$
$a_9$	$5.116 9 \times 10^{-8}$		$1.6762 \times 10^{-8}$

### 3.3 多目标优化

图 8 展示了布雷顿循环在  $T_{TIT}$  和  $P_r$  等 2 个运行参数下的多目标运行结果。由前文可知, 热效率、输出功和输入热量等 3 个性能指标的理想点坐标分别为 51.47%、192.9 kJ/kg 和 -149.0 kJ/kg, 他们分别代表理想点下的最大热效率、最大输出功和最小输入热量。其中输入热量为负值的原因期望运行参数点尽可能靠近输入热量的最小值。由图 8 可见, 本节中依据给定点与理想点之间的最短距离作为选择优化点的标准, 优化点的 3 个坐标分别是 46.58%、100.97 kJ/kg 和 -176.5 kJ/kg, 同时相对应的  $T_{TIT}$  和  $P_r$  分别为 500 °C 和 2.19。该优化点下所对应点 1—点 6 的温度值分别为 32.00、49.07、358.90、500.00、405.20、53.88 °C, 点 2—点 4 的压力值为 25.0 MPa, 而点 1、点 5 和点 6 的压力值为 11.4 MPa。该优化点具有较低输入热量、较高热效率和输出功较低等特点。此外, 该优化点的另一个优势是对于最高运行温度和压缩机的要求较低, 从而降低整个动力循环系统的初次投资和运维成本。

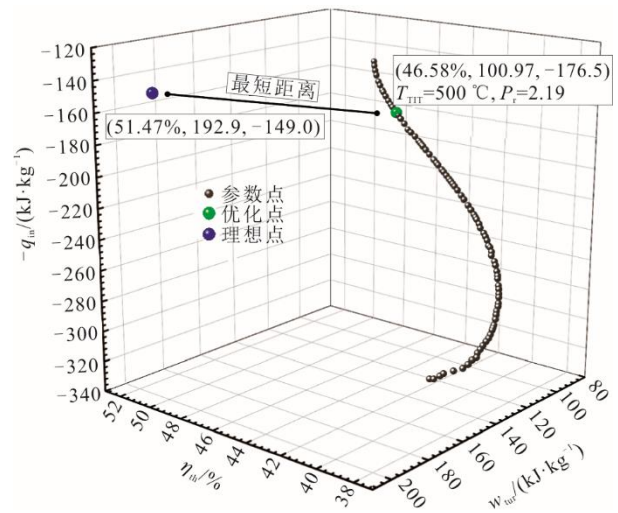


图 8 布雷顿循环的多目标优化结果  
Fig.8 Multi-objective optimization result of the Brayton cycle

## 4 结 论

本文基于神经网络方法对布雷顿循环开展了重要度评估、定量特性分析以及多目标优化等的理论研究, 主要研究结论如下。

1) 多个运行参数中筛选出的 2 个重要参数分别为透平机进口温度和压缩比, 控制变量法中重要度随着  $R^2$  值的降低而增加。原因为当不含上述 2 个参数时, 其对应的  $R^2$  值分别降低到 0.57 和 0.64,

均低于其余 5 个运行参数。

2) 布雷顿循环中输出功的定量分析结果优越,  $R^2$  值大于 0.999。此外, 其热效率  $R^2$  值为 0.992,  $\delta_{\text{MDR}}$  主要在  $P_r$  为 4.0 以及  $T_{\text{TIT}}$  在 500~520 °C 范围内, 而输入热量所对应的  $R^2$  值为 0.988, 其  $\delta_{\text{MDR}}$  则主要在  $P_r$  为 3.4 以及  $T_{\text{TIT}}$  在 500~540 °C 范围内。

3) 布雷顿循环中的  $T_{\text{TIT}}$  和  $P_r$  的推荐运行参数分别为 500 °C 和 2.19, 相对应的  $\eta_{\text{th}}$ 、 $w_{\text{tur}}$  和  $q_{\text{in}}$  分别为 46.58%、100.97 kJ/kg 和 -176.5 kJ/kg, 所选优化点的优势为具有较低输入热量和较高热效率, 同时初次投资和运维成本均较低。

### [参 考 文 献]

- [1] Carbon Capture Journal Group. IEA report: an energy sector roadmap to carbon neutrality in China[J]. Carbon Capture Journal, 2021(84): 7-8.
- [2] MEHOS M, TURCHI C, VIDAL J, et al. Concentrating solar power Gen3 demonstration roadmap[R]. National Renewable Energy Lab, Golden, Colorado (United States), 2017: 1.
- [3] 王慧芳, 孙恩慧, 赵乘新, 等. S-CO<sub>2</sub> 部分膨胀循环余热利用系统热力学特性研究[J]. 热力发电, 2024, 53(6): 79-86.  
WANG Huifang, SUN Enhui, ZHAO Chengxin, et al. Thermodynamic characteristics of waste heat utilization system applying S-CO<sub>2</sub> partial expansion cycle[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(6): 79-86.
- [4] 韩冰川, 陈永东, 于改革, 等. 全回热超临界二氧化碳布雷顿联合循环特性及焓经济性分析[J]. 热力发电, 2023, 51(11): 76-84.  
HAN Bingchuan, CHEN Yongdong, YU Gaige, et al. Study on characteristics and exergo-economic analysis of completely recuperative supercritical carbon dioxide Brayton combined cycle[J]. Thermal Power Generation, 2023, 51(11): 76-84.
- [5] JIN Q, XIA S, LI P, et al. Multi-objective performance optimization of regenerative S-CO<sub>2</sub> Brayton cycle based on neural network prediction[J]. Energy Conversion and Management, 2022, 14: 100203.
- [6] SUN F, XIE G, SONG J, et al. Thermal characteristics of in-tube upward supercritical CO<sub>2</sub> flows and a new heat transfer prediction model based on artificial neural networks (ANN)[J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 194: 117067.
- [7] KIM Y, LEE Y, AHN K, et al. Parametric study of a supercritical CO<sub>2</sub> power cycle for waste heat recovery with variation in cold temperature and heat source temperature[J]. Energies, 2021, 14(20): 6648.
- [8] KIM Y, SHIN D, KIM C, et al. Single-loop organic Rankine cycles for engine waste heat recovery using both low-and high-temperature heat sources[J]. Energy, 2016, 96: 482-494.
- [9] WANG X, LI B, YAN Y, et al. Predicting of thermal resistances of closed vertical meandering pulsating heat pipe using artificial neural network model[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 149: 1134-1141.
- [10] TEE J, SELVARAJOO A, ARUMUGASAMY S. Prediction of carbon sequestration of biochar produced from biomass pyrolysis by artificial neural network[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2022, 10(3): 107640.
- [11] AFRAND M, NAZARI N, AKBARI M. Effects of temperature and solid volume fraction on viscosity of SiO<sub>2</sub>-MWCNTs/SAE40 hybrid nanofluid as a coolant and lubricant in heat engines[J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 102: 45-54.
- [12] AHMADI M, MOHAMMADI A, DEGHANI S, et al. Multi-objective thermodynamic-based optimization of output power of Solar Dish-Stirling engine by implementing an evolutionary algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2013, 75: 438-445.
- [13] KULHANEK M, DOSTAL V. Supercritical carbon dioxide cycles thermodynamic analysis and comparison; proceedings of the Supercritical CO<sub>2</sub> power cycle symposium[C]. Supercritical CO<sub>2</sub> Power Cycle Symposium, 2011: 24-25.

(责任编辑 杨嘉蕾)