

doi: 10.7690/bgzd.2025.11.012

# 基于多尺度通道注意力的噪声图像分割方法

杨东宁, 路辉, 刘秀

(云南电网有限责任公司信息中心, 昆明 650500)

**摘要:** 为提高噪声图像的分割效果和性能, 提出一种基于多尺度通道注意力的噪声图像分割方法。以图像的像素点为单位, 构建噪声图像的灰度模型。引入偏移场理论构建噪声图像的局部分割模型。基于 Heaviside 阶跃函数构建噪声图像的全局能量函数, 得到噪声图像的灰度偏移场模型。将残差连接添加到多尺度通道注意力模块中, 对噪声图像特征的 3 条通道进行池化处理和融合处理, 提取出噪声图像不同尺度的特征, 实现噪声图像分割。实验结果表明: 该方法可保留噪声图像的边缘特征, 提高图像分割的精度和信噪比。

**关键词:** 多尺度通道; 图像分割; 偏移场模型; 噪声图像; 注意力; 信息提取

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Noisy Image Segmentation Method Based on Multi-scale Channel Attention

Yang Dongning, Lu Hui, Liu Xiu

(Information Center of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650500, China)

**Abstract:** In order to improve the segmentation effect and performance of noisy images, a noisy image segmentation method based on multi-scale channel attention is proposed. A gray model of the noise image is constructed by taking a pixel point of the image as a unit. The bias field theory is introduced to construct a local segmentation model for noisy images. The global energy function of the noise image is constructed based on the Heaviside step function, and the gray offset field model of the noise image is obtained. The residual connection is added to the multi-scale channel attention module, and the three channels of the noise image features are pooled and fused to extract the features of different scales of the noise image and realize the noise image segmentation. Experimental results show that the method can preserve the edge features of noisy images and improve the accuracy and signal-to-noise ratio of image segmentation.

**Keywords:** multi-scale channel; image segmentation; migration field model; noise image; attention; information extraction

## 0 引言

图像在传输信息方面的优点是信息量大、直观易懂<sup>[1]</sup>, 智能安全防护、自动驾驶等智能技术对图像信息的数字化处理得到了人们的广泛应用<sup>[2]</sup>, 包括以数字图像处理、识别和理解为基础的智能科技, 正在逐步为人类的生活带来新的变化。图像分割是图像处理的典型问题, 分割的准确率将会直接关系到后面算法的效果<sup>[3]</sup>。如何利用相关的图像分割方法来实现图像噪声的自动分离, 在图像分割领域研究有着重要的现实意义。

石雪松等<sup>[4]</sup>利用模糊 C 均值聚类 (fuzzy C-means, FCM) 技术对小波变换进行了改进, 采用小波方法对含噪图像进行了二次小波分析, 并在此基础上提出一种图像分割方法。采用一种基于蜂窝结构的改进方法实现了特征参数的门限处理, 并对其进行了小波重建。利用 FCM 方法对重建后的图像

进行分割。实验结果表明, 该研究提出的图像分割方法在峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 上提高了 281% 和 54%, 噪声图像平均下降了 55% 和 41%。可以看出, 该算法能够很好地保存图像的边缘特征, 提高噪声图像的分割效果。杨宏宇等<sup>[5]</sup>针对天气雷达噪声图像的特点, 采用一种新的深度卷积神经网络进行语义划分。建立深度卷积神经网络模型, 并在此基础上对其进行正态分析。通过对神经网络的学习误差进行逆向传递, 并对其进行迭代, 使其达到最优的收敛性, 实现对天气雷达图像的分割。结果显示, 与光流法、全卷积网络等方法相比, 提出的算法具有很好的降噪性能, 能够有效地提高图像的实际回声和噪音回声。

基于以上研究背景, 笔者将多尺度通道注意力应用到噪声图像分割中, 从而实现噪声图像抽象信息的有效提取。

收稿日期: 2024-10-08; 修回日期: 2024-11-15

第一作者: 杨东宁(1986—), 男, 云南人。

通信作者: 路辉(1989—), 男, 云南人, 硕士。

## 1 噪声图像分割方法设计

### 1.1 构建噪声图像的灰度偏移场模型

为处理待分割噪声图像存在的灰度不均匀问题，以图像的像素点为单位<sup>[6]</sup>，构建噪声图像的灰度模型，表示为：

$$U(y)=p(y)Z(y)。(1)$$

式中： $p(y)$ 为图像区域内  $y$  点的偏移场取值； $Z(y)$ 为真实图像的灰度值。

引入相关性系数构建偏移场模型，可以降低图像像素点的权值，避免影响图像分割过程<sup>[7]</sup>。

在噪声图像的灰度偏移场模型中，给定一个圆形的范围  $O_a$ ，在  $O_a$  区域内，任意点  $y$  经过平滑处理之后的偏移场存在如下关系：

$$\left. \begin{aligned} p(y) &\approx p(a), y \in O_a \\ p(y)Z(y) &\approx p(a)\bar{Z}_i \end{aligned} \right\}。(2)$$

式中： $\bar{Z}_i$ 为噪声图像区域内的平均灰度值； $a$ 为圆形范围的圆心。

由于图像的噪声函数  $s(y)$ 服从 0 均值的概率分布<sup>[8]</sup>，对噪声图像区域内的平均灰度值不会产生影响，因此利用式(3)改写式(1)，得到：

$$U(y) \approx p(x) \cdot (\bar{Z}_i + s(y)), s(y) = 0。(3)$$

噪声图像的灰度偏移场模型与局部模型相比，不仅要计算出图像的平均灰度，而且还要考虑到偏移场的取值。如果引入偏移场理论构建噪声图像的局部分割模型<sup>[9]</sup>，可以针对图像区域内的任意像素点，构建能量函数，表示为：

$$E_a = \sum_{i=1}^2 \chi_i \int_{y \in \Phi_{O_a}} g(a-y) \cdot |U(y) - p(a)\bar{Z}_i|^2 dy。(4)$$

式中： $\chi_i$ 为大于 0 的常数，可以控制图像中任意区域在能量函数中的权重占比； $g(x-y)$ 为高斯核函数，具有控制局部窗口的功能，可以通过下式得到：

$$g(a) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\varepsilon} \exp\left(-\frac{a^2}{2\varepsilon^2}\right) & a \leq \beta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}。(5)$$

式中： $\varepsilon$ 为宽度函数； $\beta$ 为圆形范围的半径。

考虑到噪声图像区域  $\Phi$  内的所有像素点情况，可以将式(4)中  $a$  处的能量函数扩展到整个噪声图像区域内，在引入 Heaviside 阶跃函数的基础上<sup>[10]</sup>，构建噪声图像的全局能量函数：

$$E = \sum_{i=1}^2 \chi_i \int_{a \in \Phi} \int_{y \in \Phi \cap O_a} g(a-y) \cdot |U(y) - p(a)\bar{Z}_i|^2 \cdot F_i(\gamma(y)) dy dx。(6)$$

式中： $\gamma(y)$ 为扩展函数； $F_i(a)$ 为 Heaviside 阶跃函数表达式。

利用噪声图像的全局能量函数，构建噪声图像的灰度偏移场模型，表示为：

$$f_i(a) = \frac{\int_{y \in O_a} g(a-y) \cdot F_i(\gamma(y)) \cdot U(y) \cdot p(a) dy}{\int_{y \in O_a} g(a-y) \cdot F_i(\gamma(y)) \cdot p^2(a) dy}。(7)$$

以图像的像素点为单位，构建噪声图像的灰度模型，引入偏移场理论构建噪声图像的局部分割模型，基于 Heaviside 阶跃函数，构建噪声图像的全局能量函数，得到噪声图像的灰度偏移场模型。

### 1.2 提取噪声图像不同尺度的特征

利用多尺度通道注意力模块，提取出噪声图像在不同尺度上的特征。多尺度通道注意力模块的结构如图 1 所示。

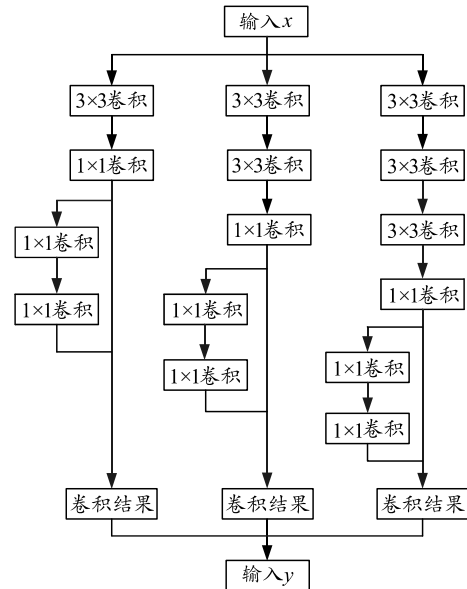


图 1 多尺度通道注意力模块的结构

多尺度通道注意力模块内部采用了  $3 \times 3$  的卷积形式，在每个卷积分支之后，通过  $1 \times 1$  卷积激活噪声图像，提取出噪声图像特征。经过  $1 \times 1$  卷积之后，可以输出 2 部分特征图。第 1 部分特征图经过多尺度通道注意力模块的全局平均池化处理，生成 1 个通道的注意力向量，每个向量的值都在 0~1 之间，向量值越大，说明该通道在尺度内的重要性就越高。第 2 部分特征图经过与第 1 部分特征图的通道注意力向量作乘积运算之后，可以保留噪声图像中的有用特征，解决噪声对图像质量的影响。

为了解决噪声图像中存在的梯度消失和爆炸，在多尺度通道注意力模块中引入残差连接<sup>[11]</sup>。结合通道级别的加法运算，提取出噪声图像不同尺度的

特征。

假设  $x \in \sum^{h \times w \times c}$  为输入,  $y \in \sum^{h \times w \times c}$  为输出,  $l_1$ 、 $l_2$  和  $l_3$  表示 3 条通道中池化处理之前的图像特征,  $h \times w \times c$  表示图像的尺寸,  $G_{n \times n}()$  表示卷积函数, 3 条通道中池化处理之前的图像特征为:

$$\left. \begin{aligned} l_1 &= g_{1 \times 1}(g_{3 \times 3}(x)) \\ l_2 &= g_{1 \times 1}(g_{3 \times 3}(g_{3 \times 3}(x))) \\ l_3 &= g_{1 \times 1}(g_{3 \times 3}(g_{3 \times 3}(g_{3 \times 3}(x)))) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

每条路径中的图像特征经过卷积计算之后, 就会得到一个通道注意力向量, 通过与图像特征作乘法运算<sup>[12]</sup>, 那么通道注意力向量的第  $\kappa$  个元素可以表示为:

$$\zeta_{\kappa} = \sigma \left( g_{1 \times 1} \left( f_{bn} \left( g_{1 \times 1} \left( \frac{1}{h \times w} \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w \Gamma_{\kappa}(i, j) \right) \right) \right) \right) \quad (9)$$

式中:  $\sigma()$  为特征提取的 Sigmoid 函数;  $f_{bn}()$  为景观批量处理的标准化操作。

为了充分融合多尺度通道中的噪声图像特征, 将 3 条路径中的图像特征加在一起, 提取出噪声图像不同尺度的特征, 表示为:

$$y = y_1 + y_2 + y_3 + x \quad (10)$$

式中  $y_1$ 、 $y_2$  和  $y_3$  为 3 条通道中的图像特征。

将残差连接添加到多尺度通道注意力模块中, 对噪声图像特征的 3 条通道进行池化处理和融合处理, 提取出噪声图像不同尺度的特征。

### 1.3 设计噪声图像分割算法

以噪声图像不同尺度的上下文信息为依据, 判断图像的噪声方差。一般情况下, 噪声图像邻域内的噪声方差具有较强的关联性, 可以利用最大似然估计<sup>[13]</sup>, 判断降噪预估值的范围:

$$Q_{\omega(i)} = \arg \max c_i \times \prod (f_{y(i)} | E) \quad (11)$$

式中:  $f_{y(i)}$  为图像的噪声扩散函数;  $\omega(i)$  为噪声图像的降噪系数;  $c_i$  为图像噪声的调节参数。

当噪声扩散函数符合正态分布时, 计算图像的噪声信号方差:

$$\zeta^2(i) = \frac{\sum y(Q_{\omega(i)} - E)^2}{M} \quad (12)$$

式中  $M$  为噪声图像中预估的降噪系数个数。

在获取噪声信号方差之后, 引入最大后验概率估计的方法<sup>[14]</sup>, 预测图像噪声信号的方差分布, 即:

$$R = \prod_M [f_{y(i)} | \zeta^2(i)] \quad (13)$$

根据图像噪声信号的方差分布特点, 可以过滤

掉图像的部分噪声, 为增强图像的分割效果提供了便利。

考虑到噪声图像在分割过程中非常容易产生奇异点, 将噪声函数引入到图像的全局能量函数中, 则:

$$\sum_i \int_{\phi} E(\Phi_i \cdots \Phi_k) = \sum_i \int_{\phi} |\nabla \delta(i)| di \quad (14)$$

式中:  $\delta$  为噪声函数;  $\delta(i)$  为噪声图像分割的连续函数。

将加入噪声函数的全局能量函数看作是一个正规化变化的图像, 从而避免噪声图像在分割过程中出现奇异点。

为了保留噪声图像的边缘, 利用边缘算子  $\xi$  对噪声图像的边缘进行平滑处理<sup>[15]</sup>, 设置噪声图像的边缘截止函数, 表示为:

$$g(i) = \frac{1}{1 + |\xi \delta \times \delta(i)|} \quad (15)$$

保留了噪声图像的边缘之后, 利用边缘截止函数, 设计噪声图像分割算法, 表示为:

$$A = \phi \sum_i g(i) \nabla \delta | \delta(i) | dl \quad (16)$$

式中:  $\phi$  为噪声图像边缘保留过程中的截止指令;  $l$  为噪声图像的加权弧长。

综上所述, 生成噪声图像分割算法流程如图 2 所示。

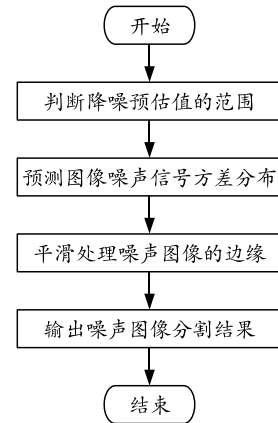


图 2 噪声图像分割算法流程

步骤 1: 利用最大似然估计, 判断降噪预估值的范围;

步骤 2: 通过计算图像的噪声信号方差, 预测图像噪声信号的方差分布;

步骤 3: 将噪声函数引入到图像的全局能量函数中, 平滑处理噪声图像的边缘;

步骤 4: 利用边缘截止函数, 实现了噪声图像

的分割。

## 2 实验对比分析

### 2.1 实验平台

为了验证本文中方法在实际应用中的性能，设置了如下实验环境参数：

- 1) 硬件环境：操作系统 Windows 7；处理器 Intel (R)Pentium(R)CPU G2023@ 4.00 GHz；内存 8 GB；
- 2) 软件环境：VS2019 和 Matlab2018a。

在上述实验环境下，搭建了噪声图像分割的实验平台，其结构如图 3 所示。

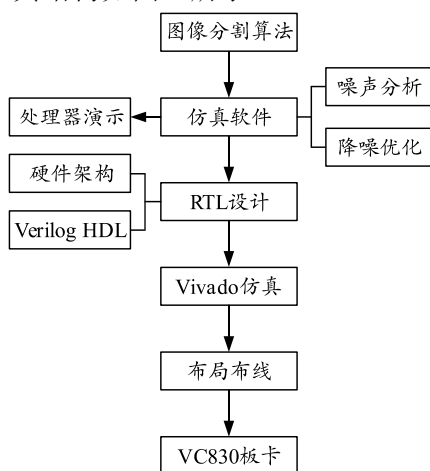


图 3 实验平台结构

图 3 的实验平台可以对图像的噪声进行优化处理，为噪声图像的分割提供降噪处理手段。

### 2.2 算法参数设置

为了保证实验的有效性，设定所提算法实现噪声图像分割的相关参数如下：

- 1) 降噪预估值范围判断阈值为 0.5；
- 2) 图像的噪声信号方差为 0.01；
- 3) 图像噪声信号的方差分布预测均值为 0.01，标准差为 0.005；
- 4) 噪声函数的权重为 0.2，全局能量函数的权重为 0.8；
- 5) 正则化参数为 0.1；
- 6) 衰减因子为 0.2，池化核大小为  $2 \times 2$ ，3 个尺度通道的权重分别为 0.3、0.5 和 0.2，分割阈值为 0.5，迭代次数为 1 000 次。

### 2.3 实验数据

噪声图像的分割实验数据来自 CAVE 数据集，其尺寸为  $512 \text{ px} \times 746 \text{ px}$ ，噪声含量为 7.523 dB，图 4 给出了待分割的噪声图像。



图 4 实验数据

### 2.4 噪声图像分割效果

噪声图像分割时，将图像的尺度设置为 3，采用本文中方法、基于人工蜂群与模糊  $C$  均值的分割方法和基于深度卷积神经网络的分割方法分割图 4 的噪声图像，结果如图 5 所示。



(a) 本文中方法



(b) 人工蜂群与模糊  $C$  均值方法



(c) 深度卷积神经网络方法

图 5 噪声图像分割效果

根据图 5 的结果可知：2 种对比方法对含有噪声的图像进行分割之后，图像前景区域和背景区域的边界模糊，存在不同程度的噪点。采用本文中方法对含有噪声的图像进行分割之后，可以准确将图像前景区域和背景区域分割，而且图像前景区域的边缘特征也可以完全保留，具有较好的分割效果。

### 2.5 性能对比

为了避免实验结果的单一性，引入基于人工蜂群与模糊  $C$  均值的分割方法和基于深度卷积神经网络的分割方法作对比，在  $-4.4 \sim -2.2$  dB 的初始信噪比下，测试 3 种方法分割后的均方根误差和信噪比，结果如图 6 和 7 所示。

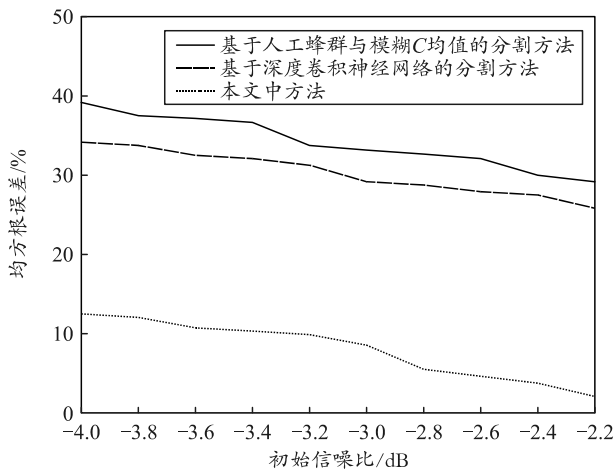


图 6 噪声图像分割的均方根误差

图 6 的结果显示：采用本文中方法对噪声图像分割的均方根误差最小，下降幅度较大，提高了噪声图像的分割精度。2 种对比方法对噪声图像分割后的均方根误差高于本文中方法。可看出，本文中方法分割噪声图像分割后可以保留图像的边缘特征，避免噪声图像降噪处理后丢失大量细节。

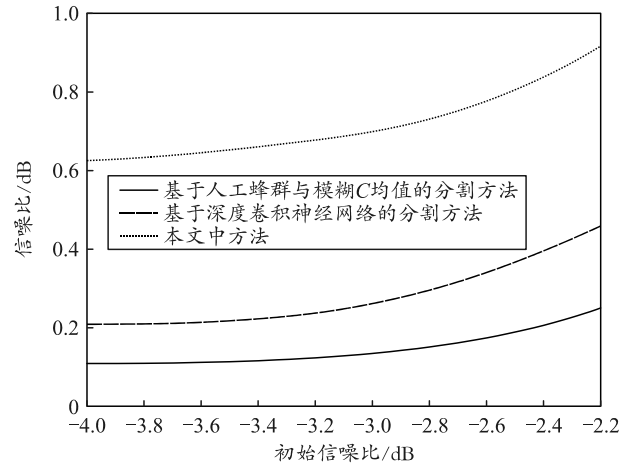


图 7 图像信噪比

从图 7 的结果可以看出：采用基于人工蜂群与模糊  $C$  均值的分割方法得到的图像信噪比最小，曲线的变化幅度也比较小。采用基于深度卷积神经网络的分割方法得到的图像信噪比较大，但是与本文中方法相比，图像的信噪比小得多。采用本文中方法对噪声图像分割之后，图像的信噪比曲线变化幅度不断增大，说明本文中方法具有较好的降噪性能。

### 3 结束语

笔者提出基于多尺度通道注意力的噪声图像分割方法研究，经过实验测试发现，该方法对噪声图像的分割效果和性能较好。在构建噪声图像的灰度偏移场模型的基础上，提取噪声图像不同尺度的特征。通过设计噪声图像分割算法，实现基于多尺度通道注意力的噪声图像分割方法研究。虽然笔者的研究取得一定研究成果，但是还存在很多需要改进的地方，在今后的研究中，可以将支持向量机、机器学习等多种算法融合，深入研究一种实用性较强的图像分割方法，进一步提高图像的降噪效果。

### 参考文献：

- [1] 顾艺, 诸伟超. 室内图像去噪增强算法的研究与仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(2): 149-152, 190.
- [2] 李庆, STEVEN Y. 变分模态分解与稀疏 SURE 的电子图像噪声抑制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(4): 101-111.
- [3] 林文杰, 李玉, 赵泉华. 结合 MST 划分和 RHMRF-FCM 算法的高分辨率遥感图像分割[J]. 测绘学报, 2019, 48(1): 64-74.
- [4] 石雪松, 李宪华, 孙青, 等. 基于人工蜂群与模糊  $C$  均值的自适应小波变换的噪声图像分割[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2312-2317.

- [5] 杨宏宇, 王峰岩. 基于深度卷积神经网络的气象雷达噪声图像语义分割方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2373-2381.
- [6] 乔颖婧, 高保禄, 史瑞雪, 等. 融合 Tamura 纹理特征的改进 FCM 脑 MRI 图像分割算法[J]. 计算机科学, 2021, 48(8): 111-117.
- [7] 王萌. 基于改进支持向量机算法的超声图像分割技术[J]. 生物医学工程研究, 2019, 38(2): 186-189, 195.
- [8] 王志刚, 冯云超. 基于边缘保持滤波和改进核模糊聚类的脑肿瘤图像分割方法[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2021, 43(3): 114-126.
- [9] 王小鹏, 魏统艺, 房超, 等. 自适应非局部空间约束与 K-L 信息的模糊 C-均值噪声图像分割算法[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1261-1271.
- [10] 张永梅, 孙海燕, 胥玉龙. 一种改进的基于超像素的多光谱图像分割方法[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1):

58-64.

- [11] 汪汇兵, 范奎奎, 欧阳斯达, 等. 双树复小波域马尔科夫的遥感图像分割方法[J]. 遥感信息, 2019, 34(1): 20-27.
- [12] 杜伟杰, 于晋伟, 杨卫华. 基于超像素和最近邻图合并的彩色图像分割[J]. 中北大学学报: (自然科学版), 2021, 42(3): 265-274.
- [13] 刘丛, 李咨兴, 唐坚刚. 融合多信息的噪声图像分割算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(9): 1940-1945.
- [14] 王小鹏, 王庆圣, 焦建军, 等. 快速自适应非局部空间加权与隶属度连接的模糊 C-均值噪声图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(1): 171-178.
- [15] 公绪超, 李宗民. 深度非对称跳跃连接的图像降噪方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(2): 295-302.

\*\*\*\*\*

(上接第 29 页)

图 10 为正弦扰动下非平衡力矩与平衡力矩的误差曲线。

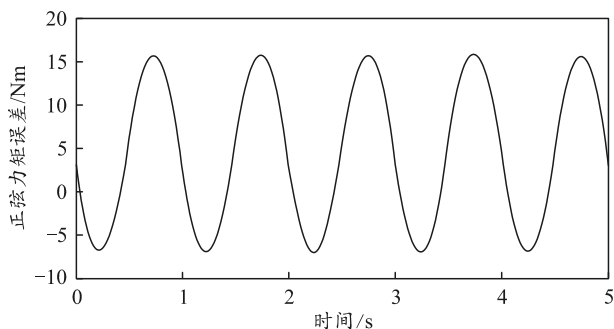


图 10 正弦力矩误差

根据图 10 可以看出：力矩曲线以正弦方式变化，最大的峰值力矩为 14.77 Nm，小于 20 Nm，能够满足系统性能要求。

## 5 结论

笔者根据重型非平衡身管的交流伺服系统性能要求，设计了模糊神经网络控制器，并且使用粒子群算法对控制器参数进行优化。根据仿真结果分析可得，此控制器能够满足系统性能要求，并且在与一般模糊神经网络控制和 PID 控制进行对比后可以看出，此控制器的响应速度，动态稳定性以及鲁棒性均强于对照控制器。

## 参考文献：

- [1] GÜMÜŞAY Ö. Intelligent stabilization control of turret sub systems under disturbances from unstructured terrain[D]. Ankara, Turkey, Middle East Technical University, 2006.
- [2] KARAYUMAK T. Modeling and stabilization control of a main battle tank[D]. Ankara, Turkey, Middle East Technical University, 2011.
- [3] 陈国飞. 基于模拟退火的粒子群算法的函数优化研究[D]. 长沙：中南大学, 2013.
- [4] 毛健文. TP2 管坯水平连铸及其拉铸系统程序设计[J]. 铜业工程, 2012(2): 8-11.
- [5] 侯润民, 刘荣忠, 高强. 粒子群小波神经网络在交流伺服系统中的应用[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(4): 881-885, 896.
- [6] 陈机林, 王力, 高强. 爆破扫雷器遗传优化 RBF 模糊控制器研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(4): 6-9, 30.
- [7] 陈飞, 谢和辉, 杨世春. 网联混合动力汽车能量优化控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(1): 113-120.
- [8] GAD A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: a systematic review[J]. Archives of computational methods in engineering, 2022, 29(5): 2531-2561.
- [9] 李超. 粒子群优化算法改进策略及其应用研究[D]. 无锡：江南大学, 2021.
- [10] 薛丹. 粒子群优化算法的应用研究[D]. 西安：陕西师范大学, 2020.