

基于 AGPF 的滚动轴承性能衰退趋势预测

史晓雪, 吴亚锋

(西北工业大学 动力与能源学院, 西安 710129)

摘要: 针对粒子滤波算法中粒子退化和计算复杂度问题, 提出了一种自适应遗传粒子滤波 (AGPF) 算法; 该算法采用遗传算法代替传统粒子滤波中的重采样方法, 并根据粒子数与滤波误差方差之间的关系, 自适应调节滤波过程中的粒子数; 通过预测滚动轴承的性能衰退趋势, 对该方法进行验证, 结果表明, AGPF 算法能够在保证预测精度的条件下, 减少滤波粒子数, 更加适用于滚动轴承的性能衰退趋势预测。

关键词: 滚动轴承; 自回归模型; 粒子滤波; 衰退趋势预测

Prediction of Declining Performance of Rolling Bearing Based on AGPF

Shi Xiaoxue, Wu Yafeng

(College of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: Aiming at the problem of particle degradation and computational complexity in particle filter algorithm, an adaptive genetic particle filter (AGPF) algorithm is proposed. The algorithm uses the genetic algorithm instead of the resampling method in the traditional particle filter, and adaptively adjusts the number of particles in the filtering process according to the relationship between the number of particles and the variance of the filter error. The results show that the AGPF algorithm can reduce the number of filtered particles under the condition of ensuring the prediction accuracy, and is more suitable for the prediction of the performance of the rolling bearings.

Keywords: rolling bearings; autoregressive model; particle filter; forecast of recession trend

0 引言

滚动轴承是决定机械设备健康状态的关键部件之一, 及时、准确地预测轴承性能衰退趋势, 可有效延长设备运行时间, 降低维护成本。

近年来, 有关滚动轴承故障诊断与寿命预测的新方法不断涌现, 粒子滤波就是其中之一。粒子滤波算法 (Particle Filtering, PF) 源于蒙特卡洛的思想, 通过非参数化的蒙特卡洛模拟方法来实现递推贝叶斯滤波。该方法适用于任何能用状态空间模型描述的非线性系统, 精度可以逼近最优估计。粒子滤波可被应用于滚动轴承振动信号降噪处理^[1], 但其存在的粒子退化问题会影响降噪的效果。对此, 可将遗传算法 (Genetic Algorithm) 和粒子滤波相结合, 引导粒子向高似然区域移动, 防止粒子退化现象。遗传粒子滤波 (GPF) 算法将遗传算法中的选择、交叉和变异操作引入到粒子滤波中, 代替传统的重采样方法。GPF 算法增加了有效粒子数, 改善了滤波精度, 但也增加了滤波复杂度。

提出了一种自适应遗传粒子滤波算法 (AGPF), 并将其应用于滚动轴承的性能衰退趋势预测。首先介绍了传统粒子滤波算法和遗传粒子滤波算法, 其次在此基础上给出了自适应遗传粒子滤波算法, 最后利用 AGPF 方法对滚动轴承性能衰退趋势进行预测。

收稿日期: 2017-07-14; 修回日期: 2017-08-14。

作者简介: 史晓雪 (1992-), 女, 甘肃白银人, 硕士研究生, 主要从事信号与信息处理方向的研究。

通讯作者: 吴亚锋 (1961-), 男, 陕西西安人, 教授, 博士生导师, 主要从事现代信号处理理论与方法、计算机测控技术、振动噪声分析与控制方向的研究。

1 传统粒子滤波算法

任一动态系统的状态空间模型可以表示为:

$$x_k = f(x_{k-1}, v_k) \quad (1)$$

$$y_k = h(x_k, n_k) \quad (2)$$

上面两式中, 式 (1) 所描述的是状态转移方程, 式 (2) 所描述的是观测方程。 x_k 为系统状态在 k 时刻对应的状态变量, y_k 为观测值, 表示的是 x_k 对应的观测值, v_k 为系统噪声, n_k 为观测噪声, v_k 和 n_k 相互独立。

假设动态系统的状态先验概率 $p(x_0)$, k 时刻的状态 x_k 的后验概率分布由 $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 来描述, 粒子集 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ 对应的权值为 $\{w_{0:k}^i\}_{i=1}^N$, $x_{0:k}$ 是从 0 时刻到 k 时刻的状态集。权值被归一化为 $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$, 于是, k 时刻目标状态的后验概率分布可表示为:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (3)$$

其中: 通过重采样选择权值。若粒子集 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ 可由重要密度函数 $q(x_{0:k} | z_{1:k})$ 得到, 则权值为:

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (4)$$

假设重要密度可以分解为:

$$q(x_{0:k} | z_{1:k}) = q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k}) q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (5)$$

那么通过由 $q(x_k | x_{0:k-1}, z_{1:k})$ 得到的粒子 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 和由 $q(x_{0:k-1} | z_{1:k-1})$ 得到的粒子集 $\{x_{0:k-1}^i\}_{i=1}^N$ 可以得到新粒子集 $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ 。

由于后验概率密度函数可表示为:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_{0:k}, z_{1:k-1}) p(x_{0:k} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \propto p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{0:k-1} | z_{1:k-1}) \quad (6)$$

将式 (6) 和式 (5) 代入 (4), 可得重要性权值更新公

式为:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{0,k-1}^i, z_{1,k})} \quad (7)$$

如果 $q(x_k | x_{0,k-1}, z_{1,k}) = q(x_k | x_{k-1}, z_k)$, 则重要密度函数仅依赖于 x_{k-1} 和 z_k , 在计算时, 仅需存储粒子 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$, 而不必关心粒子集 $\{x_{0,k-1}^i\}_{i=1}^N$ 和过去的量测值 $z_{1,k-1}$. 修正后的权值为:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (8)$$

标准粒子滤波算法选择易于实现的先验概率密度作为重要密度函数, 即:

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i) \quad (9)$$

将式 (9) 代入式 (8), 重要性权值可简化为:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (10)$$

将权值 w_k^i 归一化:

$$w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i \quad (11)$$

而后验概率密度 $p(x_k | z_{1,k})$ 可表示为:

$$p(x_k | z_{1,k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (12)$$

式 (12) 中权值 w_k^i 如式 (11) 所示。可见, 当 N 趋近于无穷大时, 由大数定理即可保证上式可逼近真实后验概率 $p(x_k | z_{1,k})$ 。

2 自适应遗传粒子滤波算法

传统粒子滤波存在的主要问题是粒子退化, 即随着滤波迭代次数的增加, 大部分粒子的权重会变得很小, 而只有少部分粒子的权重比较大, 这就意味着大量的计算将浪费在那些权重极小的粒子上。遗传算法是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型, 是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。它反映的是一种进化思想, 利用这个思想, 可以将遗传算法中的选择、交叉、变异等进化运算引入到粒子滤波算法的重采样步骤中, 构成遗传粒子滤波算法。

遗传粒子滤波算法中的选择、交叉、变异操作实现步骤描述如下:

1) 选择操作。计算粒子权值方差, 若方差符合要求, 保留粒子为 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{w}_k^i\}_{i=1}^N$, 而不再进行交叉、变异操作; 若方差不符合要求, 直接进行下一步操作。

2) 交叉操作。从粒子集中随机选取两个粒子 $\{x_k^m, x_k^n\}_{m,n=1}^N$, 进行交叉操作。

$$\tilde{x}_k^m = \alpha x_k^m + (1-\alpha)x_k^n + \eta \quad (13)$$

$$\tilde{x}_k^n = \alpha x_k^n + (1-\alpha)x_k^m + \eta \quad (14)$$

式中, $\eta \sim N(0, \sum)$, $\alpha \sim U(0, 1)$, $N(0, \sum)$ 为正态分布, $U(0, 1)$ 为均匀分布。交叉准则为: 如果 $p(z_k | x_k^m) > \max\{p(z_k | x_k^m), p(z_k | x_k^n)\}$, 则接受粒子 \tilde{x}_k^m ; 否则, 接受概率为 $p(z_k | \tilde{x}_k^m) / \max\{p(z_k | x_k^m), p(z_k | x_k^n)\}$ 的粒子。接受和放弃粒子 \tilde{x}_k^m 的方法与 \tilde{x}_k^m 相同。

3) 变异操作。从粒子集中随机选取一个粒子 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$, 按下式进行变异操作:

$$\tilde{x}_k^i = x_k^i + \eta \quad (15)$$

式中, $\eta \sim N(0, \sum)$ 。变异准则为: 如果 $p(z_k | \tilde{x}_k^i) > p(z_k | x_k^i)$, 则接受粒子 \tilde{x}_k^i , 否则, 接受概率为 $p(z_k | \tilde{x}_k^i) / p(z_k | x_k^i)$ 的粒子。

遗传粒子滤波算法可以有效增加粒子多样性, 解决粒子退化问题, 但由此也带来了计算过程复杂、计算量大的问题。通常, PF 和 GPF 算法中的粒子数为定值, 选取的粒子数越多, 滤波精度越高, 但过多的粒子数会对计算带来沉重的负担。为了降低计算复杂度, 且保持原有的滤波精度, 可使得滤波过程中的粒子数随着滤波精度的变化而变化, 当滤波精度较高时, 少量的粒子数就可以满足精度要求, 当滤波精度较低时, 需要大量的粒子数来提高精度。由此提出自适应选取粒子数的方法, 其基本思想是: 由粒子数与滤波误差方差之间的关系自适应地调节粒子数。粒子数选取函数^[2]可表示为:

$$N_k = \sqrt{\frac{c_m \sigma_{k-1}}{c_k}} \quad (16)$$

其中: c_m 为精度代价因子, c_k 为实时代价因子, σ_{k-1} 为滤波误差方差。

综上, 自适应遗传粒子滤波算法具体步骤可归纳如下:

1) 初始化。初始粒子为 N_0 由先验概率 $p(x_0)$ 产生粒子群 $\{x_k^i\}_{i=1}^{N_0}$, 并令所有粒子的权值为 $\frac{1}{N_0}$ 。

2) 权值更新。在 k 时刻, 更新粒子权值:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i), i = 1, 2, \dots, N_k \quad (17)$$

并且归一化:

$$w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^{N_k} w_k^i \quad (18)$$

3) 遗传重采样。采用上述遗传粒子滤波算法中的选择、交叉、变异操作, 从而得到新的粒子集 $\{\tilde{x}_k^i\}_{i=1}^{N_k}$ 。

4) 状态估计。

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^{N_k} \tilde{w}_k^i \tilde{x}_k^i \quad (19)$$

方差估计:

$$\sigma_k = \sum_{i=1}^{N_k} \tilde{w}_k^i (\tilde{x}_k^i - \hat{x}_k)(\tilde{x}_k^i - \hat{x}_k)^T \quad (20)$$

5) 粒子数选取:

$$N_{k+1} = \sqrt{\frac{c_m \sigma_k}{c_k}} \quad (21)$$

6) 状态预测。利用状态方程预测未知参数 x_{k+1}^i ;

7) 时刻 $k=k+1$, 转到第 2 步。

3 滚动轴承性能衰退趋势预测

利用美国凯斯西储大学电气工程实验室滚动轴承实验平台采集到的振动数据, 对滚动轴承性能衰退趋势进行预测, 以验证 AGPF 算法的准确性。

3.1 滚动轴承性能衰退趋势预测流程

滚动轴承的性能衰退趋势预测, 主要分为轴承性能变化趋势描述、模型建立和性能预测 3 个方面。流程如图 1 所示。

流程描述如下:

1) 计算不同状态下滚动轴承振动数据的能量特征, 描述其能量特征变化趋势;

2) 以滚动轴承能量特征变化趋势为基础, 建立自回归模型, 确定模型阶次及参数, 得到初始;

3) 将该模型作为 AGPF 的状态空间模型, 模型参数采用最小二乘法初始化, 得到参数初始值, 再通过 AGPF 算法对模型参数进行更新, 优化模型参数, 提高模型准确性;

4) 利用最终获得的模型进行递推预测, 实现滚动轴承的性能衰退趋势预测。

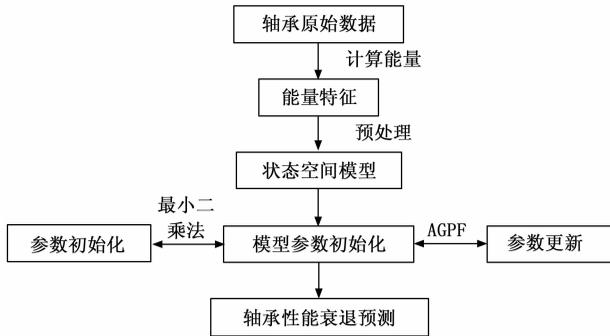


图 1 AGPF 的轴承性能衰退预测流程图

3.2 滚动轴承性能变化趋势

凯斯西储大学的滚动轴承用电火花加工单点损伤，在其内圈、外圈和滚动体处设置了直径分别为 0.007 英寸、0.014 英寸、0.021 英寸、0.028 英寸的损伤。在电动机的驱动端放置加速度传感器来采集故障轴承的振动加速信号。振动信号由 16 通道数据记录仪采集得到，采样频率为 12 kHz，采样时间 10 s。

选取 1 797 rpm 转速下滚动轴承内圈单点损伤直径为 0 (正常状态)、0.007 英寸、0.014 英寸、0.021 英寸、0.028 英寸 5 种状态的振动数据为基础，通过计算其能量特征得到滚动轴承的性能变化过程。表 1 给出了上述 5 种损伤状态下的振动能量值。

表 1 不同损伤尺寸对应的能量

损伤尺寸/英寸	0	0.007	0.014	0.021	0.028
能量	10.9906	170.7504	87.1015	556.6738	1452.7326

由表 1 可知，5 种不同损伤状态下的能量特征随着损伤尺寸的增加呈非线性增长，但仅由上述数据无法得到滚动轴承能量连续变化过程，因此，对表 1 给出的数据进行三次样条插值处理，得到滚动轴承能量连续变化情况如图 2 所示。

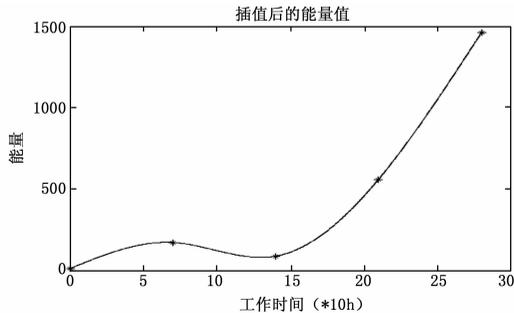


图 2 能量信号插值

假设损伤直径变化 0.001 英寸所耗费的时间是 10 小时，图 2 显示了 280 个小时内滚动轴承的能量变化情况。

3.3 滚动轴承性能衰退趋势预测

从图 2 中的能量信号变化过程可以看出，滚动轴承的能量变化信号具有非平稳性，因此，需要对该信号做差分运算，将其转化为平稳信号进行后 AR 建模。以 0.001 英寸为间隔，选择前 21 组能量数据，以 AIC 准则确定模型最佳阶数为 2 阶，采用最小二乘法计算得到 2 阶 AR 模型为：

$$x_k = 1.5833x_{k-1} - 0.6484x_{k-2} \quad (22)$$

将式 (22) 给出的初始模型作为 AGPF 的状态方程，模型参数作为初始值，选择初始粒子数为 $N = 500$ ，通过 AGPF 算法对其参数进行更新，优化模型参数，得到更加精确的模型。进一步通过该模型对 21 组之后的能量特征进行预测，之后对所有数据做反差分运算，得到真实的预测结果。

为了验证 AGPF 预测算法的准确性，分别采用 PF、GPF 预测方法和其进行比较，结果如图 3 和图 4 所示。

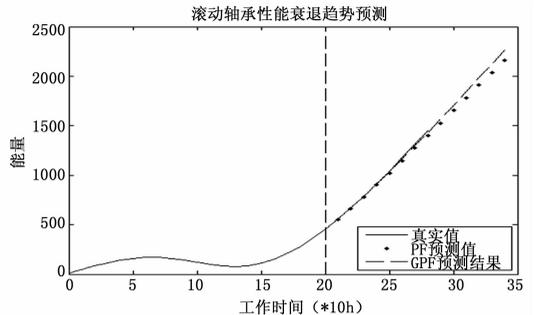


图 3 PF 与 GPF 预测结果

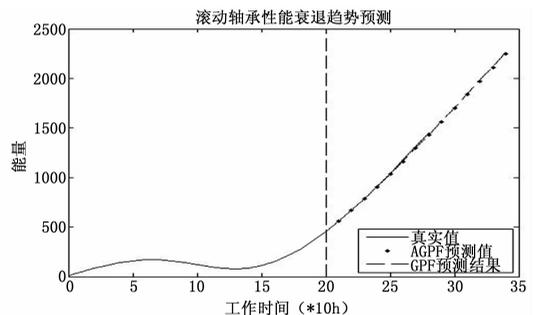


图 4 GPF 与 AGPF 预测结果

从图中 3 和图 4 显示的预测结果中可以看出，GPF 的预测结果比 PF 的预测结果更接近真实值，AGPF 的预测结果与 GPF 的预测结果基本一致。

为了进一步说明 AGPF 方法预测的有效性，计算从 22 到 29 组预测数据的平均绝对误差 (MAE) 和平均百分比误差 (MAPE)，结果如表 2 所示。

表 2 轴承寿命预测结果对比

	PF	GPF	AGPF
MAE	8.7838	3.7364	4.6284
MAPE/%	0.9434	0.4238	0.5233

从表 2 的 MAE 和 MAPE 定量分析来看，相比于其它两种改进算法，PF 算法的 MAE 和 MAPE 值最高，预测精度较低。AGPF 与 GPF 算法的 MAE 和 MAPE 值相差不多，约为 PF 算法的 1/2，预测精度较高。GPF 的滤波精度比 PF 高，但计算过程变得复杂，为此，AGPF 利用粒子数与滤波误差方差之间的关系，自适应地调节粒子数，并达到与 GPF 相当的滤波精度。图 5 描述了滤波过程中自适应调节粒子数时粒子的变化情况。

在图 5 中，初始粒子数为 500，在后续的滤波过程中，粒子数的波动范围为 200~300，粒子数的减少，使得滤波过程

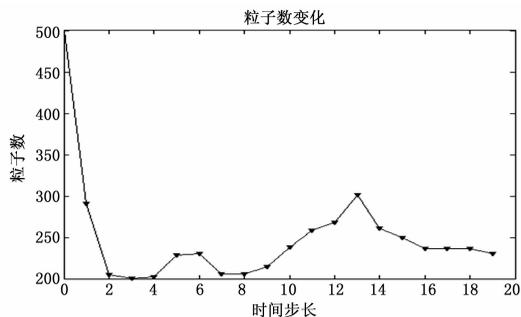


图 5 粒子数变化情况

中的复杂度降低, 复杂度变小。

4 结论

提出了一种自适应遗传粒子滤波算法, 并将其应用于滚动轴承的性能衰退趋势预测。AGPF 算法采用遗传算法代替传统粒子滤波中的重采样方法, 并根据粒子数与滤波误差方差之间的关系, 自适应调节滤波过程中的粒子数, 解决了粒子退化及计算过程复杂度问题。将 AGPF 算法应用于滚动轴承性能衰退趋势预测, 分别对 PF、GPF 和 AGPF 算法的滤波效果进行了验证, 结果表明, AGPF 算法在确保预测精度的前提下降低

(上接第 223 页)

表 2 3 种算法的性能对比

算法	运算周期数	资源	计算范围	最大相对误差
CORDIC	36clk	DFF:1970 RAM1K18:0 MACC:0	$[-12, 12]$	7.58×10^{-6}
分段线性逼近	23clk	DFF: 853 RAM1K18:8 MACC:2	$[-12, 12]$	-6.54×10^{-5}
改进级数近似法	78clk	DFF:2306 RAM1K18:1 MACC:24	$[-86.2, 88.7]$	1.658×10^{-7}

分段线性逼近法实现简单, 仅使用查找表和一次乘法 and 加法即可计算结果, 查找表的大小与计算范围和步长相关, 计算范围越大、步长越小则需要的查找表越大。在步长较大精度差, 步长小时占用的资源多, 而且查找表耗费的时间也会增长。

改进级数近似法需要使用乘法器, 硬件实现相对复杂, 消耗了较多的硬件 mathblock 资源和逻辑资源, 并且计算速度也相对较慢。但是通过改进的级数近似法能够大幅加大计算范围, 而且计算精度在输入范围内均保证高精度, 比 CORDIC 算法高一个数量级, 优势明显。

4 结论

本文对当前硬件实现指数函数的方法进行了研究, 并以增大计算范围、提高计算精度为目的, 提出一种改进的级数近似法。该方法采用查找表和级数近似法相结合的方式, 将输入数据进行预处理, 在展开很少项数的情况下快速收敛, 既保证了计算精度, 又大幅提高了指数函数的计算范围。在 Matlab 环境下对 CORDIC 算法、分段线性逼近法和改进级数近似法进行了仿真分析, 并采用 Verilog 语言, 在 Microsemi 公司的 IG-

了计算的复杂度, 更适合于轴承的性能衰退趋势预测。

参考文献:

- [1] 潘宏侠, 门吉芳. 粒子滤波在轴承故障振动信号降噪中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31 (3): 354 - 356.
- [2] 胡建旺, 张 森. 自适应采样数粒子滤波算法 [J]. 军械工程学院学报, 2009, 21 (3): 55 - 58.
- [3] 阙子俊. 基于 UKF 的轴承剩余寿命预测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37 (9): 2036 - 2043.
- [4] Li N P, Lei Y G. An Improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62 (12): 7762 - 7773.
- [5] Qian Y N, Yan R Q. Remaining useful life prediction of rolling bearings using an enhanced particle filter [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64 (10): 2696 - 2707.
- [6] 吴 昊, 孙晓燕, 郭玉堂. 保持粒子多样性的非退化粒子滤波方法研究 [J]. 电子学报, 2016, 44 (7): 1734 - 1741.
- [7] Li N P, Lei Y G, Liu Z Y, et al. A particle filtering-based approach for remaining useful life prediction of rolling element bearings [A]. 2014 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM) [C]. IEEE, 2014.

LOO2 系列的 FPGA M2GL150 上验证了各算法的性能, 实验结果表明, 改进的级数近似法虽然消耗较多的资源和计算时间, 但是在计算范围和计算精度方面都有明显的优势, 能够更大范围地满足工程应用需求。文中提出的改进方法已经在某核电站仪控平台实现过程中得到应用, 该算法也适用于其他基于 FGPA 的系统实现中。

参考文献:

- [1] 王少军, 张启荣, 彭 宇, 等. 超越函数 FPGA 计算的最佳等距分段线性逼近方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (6): 1209 - 1216.
- [2] 赵海燕, 周晓方, 周 电. 对数/指数算法的改进及其 VLSI 实现 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (7): 104 - 107.
- [3] 牟胜梅, 李兆刚. 一种面向 FPGA 的指/对数函数求值方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47 (33): 59 - 61.
- [4] 黄晓可, 刘洛琨, 汪 涛, 等. 基于改进 SF-CORDIC 的指数和对数函数求值算法 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31 (2): 279 - 282.
- [5] 刘小会, 许 蕾, 刘海颖, 等. 基于 CORDIC 改进算法的反正切函数在 FPGA 中的实现 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23 (11): 103 - 107.
- [6] Hu X B, Harber R G, Bass S C. Expanding the range of convergence of the CORDIC algorithm [J]. IEEE Transactions on Computers, 1991, 40 (1): 13 - 21.
- [7] 杨 阳, 王永纲, 都军伟. Piecewise 算法计算超越函数及其 FPGA 实现 [J]. 核电子学与探测技术, 2010, 30 (6): 755 - 758.
- [8] Florea C, Vertan C. Piecewise linear approximation of logarithmic image processing models for dynamic range enhancement [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26 (4): 2581 - 2583.
- [9] 郭邵忠, 许瑾晨, 陈建勋. 一种改进的超越函数的通用算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (15): 31 - 34.
- [10] 张玲玲, 李克俭, 蔡启仲. 基于 FPGA 自主控制浮点加减乘除控制器设计 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (10): 2941 - 2943.