

# PD控制器的量子粒子群多目标优化设计

陆荣, 吴勇, 赵翱东

(无锡职业技术学院机电分院, 江苏无锡 214121)

**摘要:**智能算法如粒子群算法已被应用于 PD 控制器的参数优化, 以弥补传统优化方法容易产生振荡和较大超调量的不足, 但是粒子群算法存在易于早熟的缺点, 在分析量子粒子群算法的基础上, 提出了使用量子粒子群算法优化 PD 控制器的参数。为了兼顾控制系统的各项性能指标, 根据控制器的实际要求对各项指标进行加权作为算法的目标函数, 对 PD 控制器进行多目标寻优。通过 2 个传递函数实例, 分别使用 Z-N 粒子群算法和量子粒子群算法进行了 PD 控制器参数优化设计, 并对结果进行了分析。

**关键词:**量子粒子群算法; PD 控制器; 多目标优化

**中图分类号:** TP229 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002 - 1841 (2008) 04 - 0084 - 04

## Multi-object Parameter Optimization of PD Controller Based on Quantum-behaved Particle Swarm Algorithm

LU Rong, WU Yong, ZHAO Ao-dong

(School of Mechanical and Electrical, Wuxi Institute of Technology, Wuxi 214121, China)

**Abstract:** Heuristics such as particle swarm optimization is employed to enhance the capability of traditional techniques, which is easy to produce surge and big overshoot, but PSO may be trapped in the local optima of the objective and lead to poor performance. This paper proposed the quantum-behaved particle swarm optimization for the parameter optimization of PD controller. A fitness function containing performance indexes was defined and the algorithm was used in multi-object optimization of PD controllers. Two examples were given to illustrate the design procedure and exhibit the effectiveness of the proposed method via comparison study with the existing Z-N and PSO approaches.

**Key words:** QPSO; PD controller; multi-object optimization

### 0 引言

PD 控制算法简单、鲁棒性强、可靠性高, 在工业控制系统得到了广泛的应用。传统的经典整定方法主要为 Z-N 方法<sup>[1]</sup>, 它具有算法简单、容易实现的优点, 但是缺乏灵活性, 并且有时会产生振荡和较大的超调量。为了提高 PD 参数整定的效果, 许多智能方法已经应用到 PD 参数整定技术上来。如神经网络方法<sup>[2]</sup>, 模糊控制方法<sup>[3]</sup>, 遗传算法 (GA)<sup>[4]</sup>, 粒子群算法 (PSO)<sup>[5]</sup>。在设计 PD 控制器参数的过程中, 为了兼顾控制系统的各项性能, 对各项性能指标进行了加权作为评价系统综合性能的指标。针对粒子群搜索算法在参数整定过程中容易早熟<sup>[6]</sup>, 容易陷入局部最优的缺点, 提出使用量子粒子群算法用于 PD 控制器参数整定过程中的多目标优化, 并与粒子群算法进行了比较。

### 1 PD 控制器

PD 控制器通过对反馈误差信号进行比例、积分和微分运算, 以运算结果的加权和构成系统的控制信号。图 1 为控制系统示意图, 其中  $r$ 、 $e$ 、 $y$  分别表示参考量、误差量和输出量。

控制器传递函数可表示为:

$$C(s) = K_p \left( 1 + \frac{1}{T_i \cdot s} + T_d \cdot s \right) \quad (1)$$

式中:  $G(s)$  是系统传递函数;  $C(s)$  是控制器传递函数。

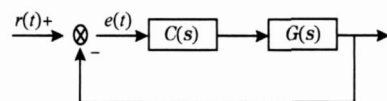


图 1 PD 控制系统

这里  $K_p$ 、 $T_i$ 、 $T_d$  决定了控制器的比例、积分和微分参数。PD 控制器的参数整定, 就是寻找合适的  $K_p$ 、 $T_i$ 、 $T_d$  在系统的各项性能指标之间进行平衡, 如系统控制的快速性和稳定性之间的平衡, 超调量、稳态误差和动态响应速度之间的平衡。

### 2 量子粒子群算法 (QPSO)

粒子群优化算法是在 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 提出的<sup>[7]</sup>, 它源于对生物群体的研究。在群体中, 个体 (粒子) 通过搜索多维空间, 在每一轮迭代中评价自身的目标位置信息 (适应值), 在整个搜索过程中, 粒子共享它们“最优”位置的信息, 然后使用它们的记忆调整它们自己的速度和位置, 不断的比较和追随候选的空间解, 最终发现最优解或者局部最优解。

在基本粒子群算法模型中, 每个个体在 D 维空间中被认为没有体积的, 粒子  $i$  的位置值和速度值表示为

$$\bar{v}_i(t+1) = \bar{v}_i(t) + \omega_1 [\bar{P}_i - \bar{v}_i(t)] + \omega_2 [\bar{P}_g - \bar{v}_i(t)] \quad (2)$$

$$\bar{X}_i(t+1) = \bar{X}_i(t) + \bar{v}_i(t+1) \quad (3)$$

收稿日期: 2007 - 02 - 11 收修改稿日期: 2008 - 01 - 12

式中:  $v_i = c_1 \cdot \text{rand}_1$ ;  $v_2 = c_2 \cdot \text{rand}_2$ ;  $\bar{v}_i(t)$  是粒子  $i$  在  $t$  次迭代中的速度信息;  $\bar{x}_i(t)$  是粒子  $i$  在  $t$  次迭代中的位置信息;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子, 分别调节向全局最优粒子和个体最优粒子方向飞行的最大步长;  $\text{rand}_1$  和  $\text{rand}_2$  是  $[0, 1]$  之间的随机数, 其中为了防止粒子飞离解空间, 粒子的速度被限定在  $[-v_{\max}, +v_{\max}]$  之间; 矢量  $\bar{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$  是粒子  $i$  的最好的早先位置称为  $p_{\text{best}}$  (这个位置给出了最优的适应值); 矢量  $\bar{P}_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$  是所有粒子中最优粒子的位置称为  $g_{\text{best}}$

Shi 和 Clerc 针对基本粒子群算法存在精度低、易发散等缺点提出了各自的改进算法。

惯性权重 (inertia weight) 法<sup>[8]</sup>, 速度更新方程为

$$\bar{v}_i(t+1) = w \cdot \bar{v}_i(t) + c_1(\bar{P}_i - \bar{X}_i(t)) + c_2(\bar{P}_g - \bar{X}_i(t)) \quad (4)$$

式中  $w$  是与前一次速度有关的比例因子, 用  $w$  控制前次的速度对当前速度的影响, 较大的  $w$  能加强算法的全局搜索能力, 较小的  $w$  能增加局部搜索能力。

压缩因子法<sup>[9]</sup>, 速度更新方程为

$$\bar{v}_i(t+1) = K \cdot [ \bar{v}_i(t) + c_1(\bar{P}_i - \bar{X}_i(t)) + c_2(\bar{P}_g - \bar{X}_i(t)) ] \quad (5)$$

式中:  $K = \frac{2}{|2 - \sqrt{4 - 4\omega}|}$ ;  $\omega = \omega_{1\max} + \omega_{2\max} \cdot \frac{t}{T}$ ;  $\omega_{1\max}$  和  $\omega_{2\max}$  分别是  $c_1$  和  $c_2$  的上限。

Jun Sun 等<sup>[10]</sup>认为, 在上述基本 PSO 及其改进算法中, 由于迭代方程式 (2) 和式 (3) 决定了粒子只能以轨道运动的方式渐进地收敛于它的局部最优值, 并且由于有限的粒子速度 (被限定在一定的范围内), 这样粒子的随机性就有限, 只能描述低智能的动物群体, 而不能描述思维随机性很强的人类群体, 并且发现人类的智能行为与量子空间中粒子的行为极为相似, 因此把物理量子理论应用于粒子群算法, 提出了量子粒子群算法 (QPSO), 实验结果<sup>[10]</sup>表明: QPSO 算法在几个基准函数的实验中要优于基本 PSO 算法。

在 QPSO 算法中, 粒子的速度和位置信息都归结为 1 个参数, 算法方程如下:

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_i = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{i1}, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{i2}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_{iD} \right) \quad (6)$$

$$p = (c_1 \cdot p_1 + c_2 \cdot p_g) / (c_1 + c_2) \quad (7)$$

$$\bar{x}_i(t+1) = p \pm u \cdot |m_{\text{best}} - \bar{x}_i(t)| \cdot \ln(1/u) \quad (8)$$

式中:  $c_1, c_2$  是在  $(0, 1)$  之间产生的随机数;  $p_i$  是粒子  $i$  的  $p_{\text{best}}$ ;  $p_g$  是  $g_{\text{best}}$ ;  $m_{\text{best}}$  称为中值最优位置;  $c$  是系数创造力;  $\bar{x}_i(t)$  为粒子  $i$  在  $t$  次迭代过程中的相关位置信息;  $M$  是群体中所含粒子的数目;  $u$  是  $(0, 1)$  之间的随机数。

在每次迭代过程中,  $u$  是由  $(0, 1)$  之间随机产生的随机数的大小决定的, 当产生的随机数大于 0.5 时, 取  $-$  号; 其他情况取  $+$  号。量子粒子群算法在函数测试<sup>[10]</sup>、滤波器设计<sup>[11]</sup>、多阶段金融规划<sup>[12]</sup>、神经网络优化<sup>[13]</sup>和 H 控制<sup>[14]</sup>等应用中显示了其优越性。

### 3 量子粒子群算法实现 PD 控制器的参数整定

PD 控制器的优化设计就是在系统的各项性能之间进行折

衷平衡, 因此参数整定可以看作 1 个多目标的优化问题。量子粒子群算法是 1 个全局搜索的算法, 具有全局收敛性, 使用它进行 PD 控制器参数的优化可以克服其它一些智能算法在参数整定中的不足, 获得具有满意性能的 PD 控制器。具体的实现步骤如下:

Step1 初始化: 随机产生有  $n$  个粒子组成的初始种群  $\bar{X}(0) = [x^1(0), x^2(0), \dots, x^n(0)]$ , 其中  $x^j(0) = [K_p^j(0), T_i^j(0), \dots, T_d^j(0)]$  表示第  $j$  个粒子在解空间的坐标分量, 即 PD 控制器待优化的 3 个参数。为了充分利用 Z-N 算法的结果, 减少算法的搜索空间, 以 Z-N 算法的结果为中心并扩展, 作为其他 3 个算法的搜索空间。搜索空间的范围由式 (9)、式 (10)、式 (11) 决定。

$$(1 - \alpha) K_p \leq K_p \leq (1 + \alpha) K_p \quad (9)$$

$$(1 - \beta) T_i \leq T_i \leq (1 + \beta) T_i \quad (10)$$

$$(1 - \gamma) T_d \leq T_d \leq (1 + \gamma) T_d \quad (11)$$

式中:  $K_p, T_i, T_d$  为 Z-N 算法对应的优化后的 PD 控制器的参数值;  $\alpha, \beta, \gamma$  为需要通过其它 3 个算法优化的 PD 参数。

Step2 定义目标函数: 文章中使用输出响应超调量、调整时间和稳态误差的加权值作为性能函数  $J(p')$  来评价 PD 控制器的综合性能。

$$J(p') = w_1 \sigma + w_2 t_s + w_3 e \quad (12)$$

式中:  $\sigma$  表示系统的超调量;  $t_s$  表示调节时间;  $e$  表示稳态误差;  $w_1, w_2, w_3$  是加权系数, 它们的大小对优化后 PD 控制器的性能有很大影响, 可以根据系统性能的具体要求对  $w_1, w_2, w_3$  进行调整。

根据式 (12) 计算种群中每个粒子的适应度值。并由转换函数  $f(p^j(0)) = J(p^j(0))$  来评价初始种群中粒子的优劣。将个体最佳位置初始化为:

$$p_{\text{best}}^j(0) = p^j(0), j = 1, 2, \dots, n$$

将种群中适应度最优的粒子位置赋给  $p_{\text{gbest}}(0)$ 。

Step3 迭代: 根据式 (6)、式 (7)、式 (8), 更新当前代中每个粒子的位置。

Step4 更新: 根据当前粒子的位置信息计算适应度值, 并和前代粒子的适应度值比较, 得到新的个体最优位置和群体的最优个体粒子。即: 设当前粒子的适应度值为  $f(p^j(t))$ ,  $t$  为当前代, 如果  $f(p^j(t)) < f(p^j(t-1))$ , 则  $p_{\text{best}}^j(t) = p^j(t)$ , 反之  $p_{\text{best}}^j(t)$  保持不变; 如果  $f(p^j(t)) < f(p_{\text{gbest}}(t-1))$ , 则:  $f(p_{\text{gbest}}(t)) = f(p^j(t))$ , 反之:  $f(p_{\text{gbest}}(t)) = f(p_{\text{gbest}}(t-1))$ 。

Step4 判断是否满足终止条件 (文中设为迭代 30 次), 否则  $t = t + 1$ , 转到 Step3。

### 4 仿真结果及分析

在 PD 参数优化试验中, 分别使用现存算法 (Z-N, PSO) 和 QPSO 对

$$\text{三阶线性对象: } G_1(s) = \frac{1}{(s+0.1)(s+0.2)(s+0.3)}$$

$$\text{二阶时滞对象: } G_2(s) = \frac{0.75e^{-8.067s}}{(1+61.45s)^2}$$

2 个传递函数进行了研究。优化过程中, 种群的规模都为

30,迭代次数都为 30, PSO算法的加速因子系数  $c_1 = c_2 = 2$ , QP-  
SO算法中的 从 1.0 ~ 0.5线性下降,对应与超调量、调节时间  
和稳态误差的加权系数  $w_1, w_2, w_3$  分别为 1.0、0.05和 1.0。为  
了研究算法的稳定性,消除偶然性,两个算法的实验都进行了  
10轮。表 1给出了它们的实验结果。

表 1 每个实例 10轮实验中算法对应的  
最优 PD参数和性能指标

算法	10轮中最优的参数值及对应性能指标					
	$G_1(s)$			$G_2(s)$		
	$K_p$	$T_i$	$T_d$	$K_p$	$T_i$	$T_d$
Z-N	0.1581	6.8211	1.7053	15.5483	52.0028	13.0007
PSO	0.3004	12.2964	3.2401	15.3304	98.8053	24.7013
QPSO	0.2968	12.9597	3.24011	4.2914	96.5193	24.7013
算法	$t_s$			$J$		
	$t_s$	$J$	$t_s$	$J$	$t_s$	$J$
Z-N	0.4965	17.5828	49.4054	0.5447	61.7460	1471.2362
PSO	0.3123	5.1039	6.1053	0.3318	31.8345	194.1259
QPSO	0.31	5.1208	6.0941	0.2851	34.4631	171.4913

表 2  $G_1(s)$ 对应的 10轮平均最优目标函  
数值、性能指标及方差

算法	最优平均值			方差		
	$t_s$	$J$	$t_s$	$t_s$	$J$	$J$
Z-N	0.4965	17.5828	49.4054			
PSO	0.34974	6.08369	6.88485	0.079195	2.064079	1.641828
QPSO	0.30979	5.11937	6.10578	0.000152	0.000517	0.00413

表 3  $G_2(s)$ 对应的 10轮平均最优  
目标函数值、性能指标及方差

算法	最优平均值			方差		
	$t_s$	$J$	$t_s$	$t_s$	$J$	$J$
Z-N	0.5447	61.7460	1471.2362			
PSO	0.35312	40.03359	219.258	0.078004	9.945797	37.14557
QPSO	0.30427	33.64153	171.6548	0.033699	1.936933	0.462212

表 1中的实验数据显示 QPSO算法比 PSO算法更快的找到 PD参数的最优值,对于传递函数  $G_1(s)$ 从数值上看它们很接近,但是对于传递函数  $G_2(s)$ 它们就有明显的差别,因为  $G_2(s)$ 是时滞对象,在参数寻优上更加复杂,从这里可以看出 QP-  
SO在解决复杂问题上的优越性。QPSO算法在表 2、表 3中的平均最优值和方差比 PSO算法小,在 10轮实验中 QPSO在 2个对象的寻优过程中每次都能找到最优值或非常接近最优值,而 PSO算法 10轮测试中,对于对象 1有 2次陷入了局部优值,对于对象 2有 5次陷入了局部优值,说明了量子粒子群算法具有更好的全局收敛性和稳定性。图 2、图 3给出了对 3种传递函数使用不同算法时的阶跃响应特性。

曲线显示量子粒子群算法比 PSO算法在阶跃响应特性上具有更小的上升时间和超调量。在 PD控制参数优化过程中,如果希望 PD闭环控制系统的超调量更小,动态响应慢点,则可以适当的调大  $w_1$ ,增大超调量在目标函数中的比重。表 4为对于  $G_2(s)$ 对象加权系数取不同值时,10测试后的平均性能指标。图 4为  $G_2(s)$ 取不同加权系数时得到的不同参数的 PD控

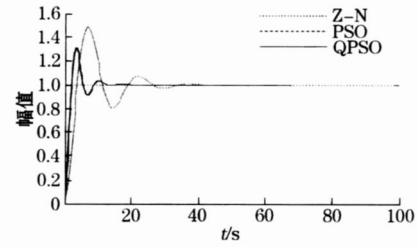


图 2 3种算法优化 PD参数后  $G_1(s)$ 的阶跃响应

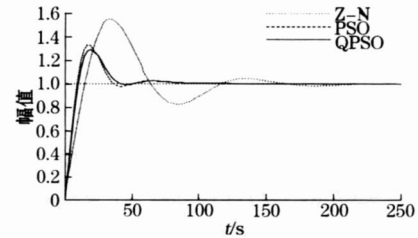


图 3 3种算法优化 PD参数后  $G_2(s)$ 的阶跃响应

制器的闭环阶跃响应曲线,从图 4中可以看出,对于同一个被控对象对其 PD参数优化时,取不同的加权系数对控制系统的动、静态性能有很大的影响。

表 4 不同加权系数  $G_2(s)$ 对应的 10轮平均  
最优目标函数值、性能指标及方差

加权系数 ( $w_1, w_2, w_3$ )	$G_2(s)$ (QPSO, 10轮测试)					
	最优平均值			方差		
	$t_s$	$J$	$t_s$	$t_s$	$J$	$J$
1 (1, 0.05, 0.01)	0.4582	26.3003	105.5980	0.004136	0.873185	27.16839
2 (2, 0.05, 0.01)	0.3847	28.9316	90.5061	0.003633	0.714489	23.82217
3 (4, 0.05, 0.01)	0.2788	34.6550	88.0478	0.004461	0.992897	14.49996

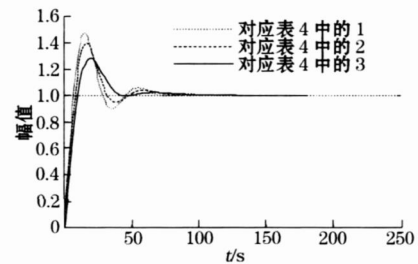


图 4 使用 QPSO算法采用不同加权适应度函数优化 PD参数  
后  $G_2(s)$ 的阶跃响应

5 结束语

针对 PD控制系统中为了兼顾系统的各项性能指标,提出了将各项性能指标加权综合作为评价系统性能的重要依据,并针对这个多目标优化问题,指出了一些智能优化算法在参数优化过程中存在的缺点,通过分析量子粒子群算法,提出了使用量子粒子群算法进行 PD控制器参数的多目标优化。通过 Z-N、PSO和 QPSO 3种算法的模拟,显示 QPSO在 PD控制器参数优化过程中,能够有效快速的在全局范围内寻找最优解。实际上, QPSO也可以应用于其它的优化控制设计。

参考文献:

[1] ZIEGLER J G, NICHOLSON B. Optimum setting for automatic controllers, Trans ASME 64, 1942: 759 - 768

[2] Li Shan, Li Jinhua L. MC-PD Control of Ultra-Sonic Motor Servo System Based on Neural Network, Intelligent Control and Automation, WCICA. 2006: 8275 - 8279.

[3] Yang Yu, Wang wenge, Yu Deid, et al A fuzzy parameters adaptive PD controller design of digital positional servo system, Machine Learning and Cybernetics, IJMLC, 2002: 310 - 314.

[4] Hu Yanan, Qu Bin Application of Iterative Learning Genetic Algorithms for PD Parameters Auto-Optimisations of Missile controller, Intelligent Control and Automation, WCICA, 2006: 3435 - 3439.

[5] Liu Yijian, zhang Jiaming, wang shuqing Optimization design based on PSO algorithm for PD controller, Intelligent Control and Automation, WCICA, 2004: 2419 - 2422.

[6] Van DEN BERGH F. An Analysis of Particle Swam Optimizers, PhD Thesis, University of Pretoria, 2001

[7] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE international Conference On Neural Network, 1995: 1942 - 1948.

[8] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swam ontimizer, IEEE International Conference of Evolutionary computation, Anchorage, Alaska, May 1998.

[9] CLERC M. The swam and the queen: towards a deteministic and adaptive particle swam optimization. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1999: 1951 - 1957.

[10] SUN J, FENG B, XU W. Particle Swam Optimization with Particles Having Quantum Behavior, IEEE Proc. of Congress on Evolutionary Computation, 2004: 325 - 331.

[11] Fang Wei, Sun Jun, Xu Wenbo, Design R Digital Filters Using Quantum-Behaved Particle Swam Optimization. ICNC(2) 2006: 637 - 64.

[12] Sun Jun, Xa Wenbo, Fang wei Solving Multi-period Financial Planning Problem Via Quantum-Behaved Particle Swam Algorithm. IC(2) 2006: 1158 - 1169.

[13] Sun Jun, Xu Wenbo, Liu Jing Training RBF Neural Network Via Quantum-Behaved Particle Swam Optimization. ICONIP (2) 2006: 1156 - 1163.

[14] XIM L, Sun J, Xu W B. Quantum-Behaved Particle Swam Optimization for designing H infinity structured specified controllers DCABES 2006 Proceedings, 2006, 2.

作者简介:陆荣(1970—),讲师,研究方向为自动化控制。  
E-mail: wywx@163.com

(上接第 20 页)控件追加数据的功能为,当无操作时,系统将采集的数据重复地写入电子表格的第一行;当鼠标点击并释放它时,则开始按照时间依次存储采集的数据。其程序框图如图 5 所示。

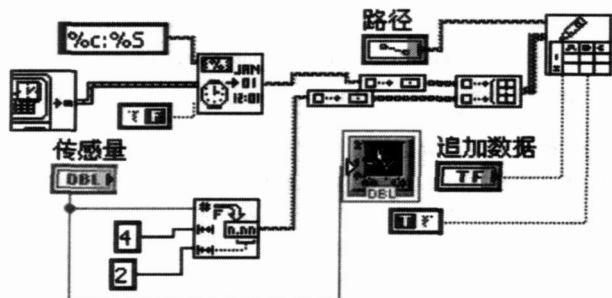


图 5 显示和记录数据程序框图

主程序的前面板框图如图 6 所示,只需要在此面板上进行参数的输入,即可实时观测到传感量的变化。对传感光栅进行拉伸,可在程序界面上实时观测其应变变化。当对光栅所受应变为  $1.057 \mu$ ,锁相放大器相位读数为  $146.124^\circ$  条纹数为  $-5$ ,选择物理量为应变,可算出此时应变量为  $1.053 \mu$ ,误差为  $0.38\%$ 。

3 结束语

通过 LabVIEW 虚拟仪器平台开发针对 FBG 干涉解调的具有条纹计数功能锁相放大器,实时显示传感信号的变化,具有便于操作、控制方便及直观等优点。利用数据采集卡把多路真实传感信号采集,在该系统的基础上模拟多通道锁相放大器,可对 FBG 传感网络进行实时监测。由于采用了虚拟仪器,大大降低装置成本,使其具有广阔的应用前景。

参考文献:

[1] 刘廷丽,陈奇栓,杨墨.基于长周期光纤光栅的压力传感器.仪表技术与传感器, 2007(4): 3 - 7.

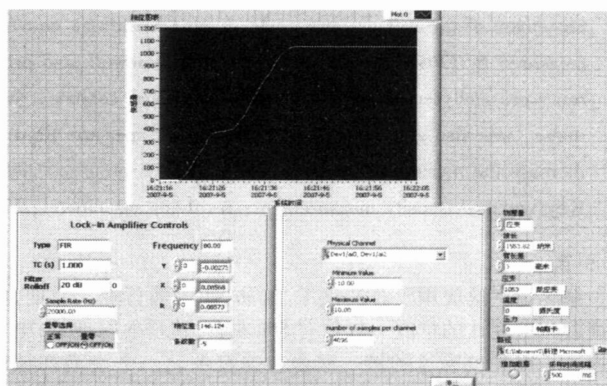


图 6 主程序前面板框图

[2] 王秋艳,谢中.基于 FBG 光纤光栅薄膜温度传感器的研究.仪表技术与传感器, 2006(4): 9 - 11.

[3] Yu Youlong, Zhao Hongxia. A Novel Demodulation Scheme for Fiber Bragg Grating Sensor System. IEEE Photonics Technology Letters, 2005, 17(1): 166 - 168.

[4] Yu Youlong. Fiber-Laser-Based Wavelength-Division Multiplexed Fiber Bragg Grating Sensor System. IEEE Photonics Technology Letters 2001, 13(7): 702 - 704.

[5] 王磊,陶梅.精通 LabVIEW 8.0.北京:电子工业出版社, 2007: 1 - 8.

[6] 余有龙,谭华耀,锤永康.基于干涉解调技术的光纤光栅传感系统.光学学报, 2001, 21(8): 987 - 989.

[7] 李川,张以谟,赵永贵,等.光纤光栅:原理、技术与传感应用.北京:科学出版社, 2005: 194 - 237.

[8] NI Lock-In Amplifier Start-Up Kit User Manual. National Instruments, 2002: 3 - 4.

作者简介:邝业成(1983—),硕士研究生,主要从事光纤光栅传感技术及其在工程中的应用方面的研究。