

文章编号: 1001-0920(2005)06-0611-05

基于形式化描述的逻辑分层延迟 PSO 算法及应用

汪镭, 康琦, 吴启迪

(同济大学电子与信息工程学院, 上海 200092)

摘要: 在对微粒群优化信息传播模式进行定义的基础上, 提出一种改进型 PSO 算法。该算法从提高算法运算效率, 防止局部最优的角度出发, 采用了一种用于微粒群算法最优值通讯的逻辑分层延迟传播模式。在该种传播模式下, 其优化信息的传播范围具有逻辑分组延迟和随计算进行逐渐扩大的传播特征, 从而保证了算法的遍历性和全局收敛特征。计算机仿真结果证明了所提出算法的有效性。

关键词: 微粒群优化; 逻辑分组延迟; 优化信息传播

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Logical layered-and-delayed PSO algorithm and application based on formalization description

WANG Lei, KANG Qi, WU Qi-di

(Electronics and Information Institute, Tongji University, Shanghai 200092, China. Correspondent: KANG Qi, E-mail: kangqi_kz@hotmail.com)

Abstract: A modified particle swarm optimization (PSO) algorithm is presented based on defining the optimum information broadcasting mode. This algorithm adopts a kind of logical layered-and-delayed broadcasting mode used for optimum information communicating with the purpose of improving the operation efficiency of the algorithm and avoiding local optimum. In this kind of broadcasting mode, broadcasting scope of the optimum information is provided with logical grouped-and-delayed characteristic and spreading scope characteristic along with the iteration, and the ergodicity and global convergence is guaranteed. The simulation results show the effectiveness of the algorithm.

Key words: particle swarm optimization; logical layered-and-delayed; optimum information broadcasting

1 引言

微粒群优化 (PSO) 算法是由 Kennedy 等^[1]于 1995 年开发的一种典型的群体智能演化计算技术。其基本思想来源于对鸟群简化社会模型的研究及行为的模拟。在这种优化算法中, 寻优空间中的每个微粒没有质量和体积, 其运动速度受自身和群体的历史运动状态信息影响, 以自身和群体的历史最优位置对微粒当前的运动方向和运动速度加以影响, 较好地协调了微粒本身与群体运动之间的关系。

在基本微粒群算法中, 由 N 个微粒组成的群体

中的微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中的位置信息可表示为 $(x_{i1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iD})$, 微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中的飞行速度信息可表示为 $(v_{i1}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{iD})$ 。该算法根据优化目标, 不断调整微粒的飞行速度和位置信息。微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中第 $d (d = 1, \dots, D)$ 维子空间中的飞行速度 $v_{i,d}$ 按下式进行调整:

$$v_{i,d} = v_{i,d} + c_1 \text{rand}_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{pd} - x_{id}); \quad (1a)$$

收稿日期: 2004-07-19; 修回日期: 2004-09-13

基金项目: 国家自然科学基金项目 (70271035, 60104004); 上海市启明星计划项目 (03QG14053); 国家 973 子项目 (2002CB312202)。

作者简介: 汪镭 (1970—), 男, 江苏无锡人, 副教授, 从事智能自动化系统的理论与应用等研究; 吴启迪 (1947—), 女, 浙江永嘉人, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与应用、自动化系统工程等研究。

$$\begin{cases} v_{id} = v_{max}, & v_{id} > v_{max}; \\ v_{id} = -v_{max}, & v_{id} < -v_{max}. \end{cases} \quad (1b)$$

其中: p_{pd} 是整个微粒群 p 的第 d 维历史最佳位置记录, 它与当前微粒 P_i 的位置 x_{id} 之差被用于改变当前微粒向群体最优值运动的增量分量, 此增量还需进行一定程度的随机化(运用 $\text{rand}_1()$ 随机发生器); p_{id} 是当前微粒 P_i 的第 d 维历史最佳位置记录, 类似地, 它与当前微粒 P_i 的位置 x_{id} 之差也被用于该微粒的方向性随机运动设定($\text{rand}_2()$ 亦为随机发生器); c_1, c_2 为加速常数

微粒的第 d 维位置信息通过下式进行调整:

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (2)$$

由以上讨论可知, 微粒的运动速度增量与其历史飞行经验以及群体飞行经验相关, 并受最大飞行速度的限制 这样的运动模式可用于各类寻优问题求解

由于微粒群优化算法概念简明、实现方便, 自提出之后, 迅速得到了国际演化计算研究领域的认可^[2]. 很多研究者在基本微粒群算法的基础上提出了很多改进算法^[3~12]. Yu 和 Eberhart 提出了带惯性权重 ω 的改进算法, 分别采用线性较少的 ω 策略和模糊规则动态调整 ω 策略; Clerc 引入收敛因子 k 来保证收敛性 一些研究者还将进化算法中的一些进化机制引入微粒群算法, 提出了如带选择的 PSO, 具有高斯变异的 PSO, 具有繁殖和子种群的 PSO 等改进算法; 考虑到微粒间合理高效的相互作用关系, 提出了簇分析 PSO, 劳动分工 PSO 和协同 PSO 等; 还有的研究者提出了进化 PSO, 多阶段 PSO 以及耗散 PSO 等 在应用领域^[13~17], 该算法已在电力系统、工程设计、生物医学、机器人和系统辨识等领域得到了有效的应用

本文关注的是算法优化信息的传播模式 文中对一种微粒群算法的优化信息传播模式进行了定义, 并对所提出的算法进行了计算机仿真 在该传播模式下, 其优化信息的传播范围具有逻辑分组延迟和随计算进行逐渐扩大的传播特征, 从而保证了算法的遍历性和全局收敛特征

2 分组延迟优化信息传播模式下的微粒群优化算法

2.1 算法思路

传统微粒群算法均采用针对整个微粒群的最优值传播及计算模式, 即在每一步计算中, 每个微粒都要根据全局的最优值和自身历史上的最优值进行计算 这样, 虽然其运算初期的收敛速度得到了提高, 但如果所求解的是一种高维的多峰函数, 这样的运

算模式便有可能导致微粒群在运算初期就较快地陷入当前函数的局部最优值 这是因为, 在运算初期, 微粒群的初始分布很可能全部位于局部最优附近, 如果这时不对函数空间作充分的搜索, 就有可能因过快的收敛速度而丧失全局最优 而到运算后期, 则应采用经反复搜索过的整个微粒群的最优结果, 否则微粒群可能类似于随机搜索的寻优模式 于是, 作者产生了将最优信息进行分组延迟传播的算法思路

整个微粒群必须按照问题的规模和大致特征进行分组 在初始的运算周期中, 每个微粒可只根据自己所处的小组最优值和自身的历史最优信息进行计算 当经过一定的延迟周期后, 对序号相邻的小组所得各局部最优值进行组合比较, 以获得在更上层逻辑组合意义下的更大范围内的局部最优值 该数值由于是各相邻小组最优值的组合比较结果, 它必然对更大范围内的微粒群运动有指导意义 依次类推, 经若干个延迟周期后, 所有小组的局部最优值可经过逻辑逐层上升和范围逐层扩大的组合比较方法, 最终求得全局最优值, 指导整个微粒群的运动 这时的微粒群便遵循与传统通讯模式下相同的运动规律了 由于运算后期对更大范围内最优值比较的需求增加, 这样的运算模式有助于更好地实现寻优算法的遍历性和收敛性

在微粒群搜索过程中, 随着搜索的进行, 处于不同分组的微粒个体, 能逐渐感知相邻分组的信息, 并且能感知的范围随着迭代的进行逐渐扩大, 直到获取全局最优信息 这一过程抽象为逻辑层级之间的映射关系和信息传播: 处于较低逻辑层级的每一分组通过特征抽象将组中当前局部最优信息映射到较高逻辑层次, 上层则经过信息处理后将更大范围内的优化信息传播至下层中相应分组中的每个微粒 整个过程体现了一种信息流的交织与传播的过程

2.2 逻辑分组延迟模式下的特征参数定义

根据微粒群优化算法模式, 首先进行如下定义:

定义1 PSO 算法的分层属性 $\Omega(P, L)$: P 为与所求解问题相关的物理空间属性, L 为与所求解问题相关的逻辑空间属性 本文只研究逻辑空间属性 L . 在微粒群搜索的整个过程中, 只对微粒群赋予逻辑空间分层属性, 并赋予其一定的动态延迟特征 对应于实际微粒运动空间的是逻辑空间的最底层 根据所设计的算法, 随着搜索迭代的进行, 通过将局部最优信息进行范围逐渐扩大的抽象与映射, 逐步建立相应的逻辑层次组合关系, 用具有动态延迟特征的逻辑空间属性来反映微粒群在搜索过程中信息映射、处理与传播的逻辑属性关系 这里, 逻辑空间分

层属性能够在不同搜索阶段给予粒子不同范围和不同层次的优化信息规划指导,并可协调微粒群的搜索和开发功能,最终获取全局最优信息

定义 2 底层逻辑分组属性 Θ_i 如果在对应于实际微粒群的底层逻辑层次中的微粒群体分为 N 组,则可用 $\Theta_i (i = 1, \dots, N)$ 表示微粒群中相应的底层逻辑分组属性集 (G_i 表示微粒群的第 i 个分组),并可用 $G_{i,j}$ 表示与第 i 组中的第 j 个微粒相对应的逻辑分组关系 该属性与逻辑空间分层 L 的最底层相对应 如果微粒群体各组微粒特征相同,且每组中微粒个数及特征相同,则可在该属性中再定义一个分组阶次属性 S ,表示有 S 个微粒处于同一个逻辑分组中

定义 3 逻辑空间分层属性 L : 设定在微粒群寻优的整个过程中,对最优信息传递的逻辑关系进行 H 级分层,则每一层可记为 $L_h, h = 1, 2, \dots, H$. 各层次的划分依据主要与所求解的优化问题特征、微粒群体总体规模 N 以及各层逻辑分组中的阶次属性值 S_h 相关 在本文算法中,由于各逻辑层所采用的分组阶次属性值 S_h 均相同,故有相应的关系式 $S^H = N$ 成立

定义 4 各逻辑层次上的分组属性 $\Theta_{L_h, g}$: $G_{L_h, g}$ 表示逻辑层次 L_h 下的逻辑分组 g ,其具体分组模式与所处逻辑层级以及该级逻辑分组的阶次属性值 $S_h (h = 1, \dots, H)$ 等参数相关,并取决于所求解的问题特征 不同逻辑层级之间的逻辑分组对应关系可根据所求解问题的特征事先定义,例如较低逻辑层级中的若干组可按照事先定义的模式,经特征抽象后组合成为较高逻辑层级下的某一分组,其映射特征抽象关系可按照定义 5 进行描述

定义 5 1) 相邻逻辑层次意义下的特征抽象上行映射 $L_h \rightarrow L_{h+1}$: 较低逻辑层级的特征信息(相应逻辑组内个体信息的特征抽象结果)按照事先定义好的分组映射关系提交给上一逻辑层的相关分组,所提交的信息为每个分组的当前局部最优信息 在一般的算法模式下,上行特征抽象体现的是一种多对一的动态特征抽象聚合效应 2) 相邻逻辑层次意义下的特征传播下行映射 $L_h \rightarrow L_{h-1}$: 较高逻辑层级的特征信息(如较高逻辑层次下的组内最优信息)可对低一级逻辑层的相应若干分组进行特征信息传播 在一般的算法模式下,下行特征传播体现的是一种对多的动态特征辐射传播效应

定义 6 算法优化信息的逻辑分层动态属性 D (本文所定义的是延迟传播特征 $D(\tau)$): 在微粒群搜索的初期,算法仅在底层逻辑空间进行特征提取

随着搜索的进行,底层微粒的逻辑分组限制了粒子搜索的优化范围,因此需要更大范围内的优化信息 这就需要在对逻辑空间进行合理划分和层内分组的基础上,随着搜索的进行,将优化信息以一定的动态模式在较高的逻辑层级进行特征提取,直到所有微粒获得全局的优化信息为止 这里定义的逻辑分层延迟属性 τ 指的是相邻两个逻辑层次下 PSO 算法执行的时间间隔,用迭代次数表示 本算法的核心思想就是对逻辑分层延迟传播属性 $D(\tau)$ 的设定,通过典型实验,获取较好的属性参数,协调微粒群的局部搜索和全局搜索关系,保证算法具有较好的遍历性和全局收敛特征

根据上述定义,可得到基于逻辑分层延迟模式下的微粒群优化算法的特征参数集合表达,即

$$CHA_m = (C_1, C_2, \dots, C_M),$$

其中

$$CHA = (L, \Theta_i, \Theta_{L_h, g}, (L_{h-1} \rightarrow L_h), (L_h \rightarrow L_{h-1}), D(\tau)).$$

最优值分层延迟传播模式下的逻辑分层结构如图 1 所示(以 3 层结构为例).

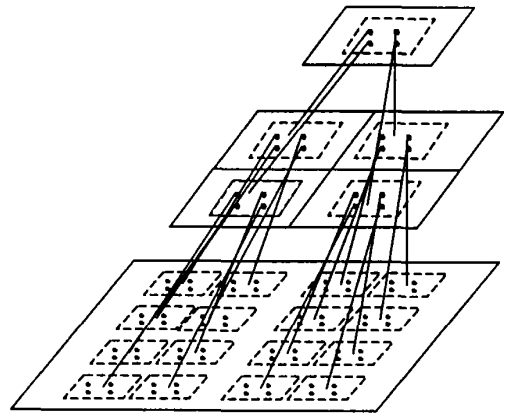


图 1 逻辑分层结构示意图

3 仿真实验

仿真是在 Windows XP 环境下进行的,程序用 Visual Basic 6 编写 仿真计算中所采用的寻优检验函数具有相同的最小值 0

函数 f_1 是 Rosenbrock 函数,即

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], \quad (3)$$

此函数的全局最优值 0 是在 $x_i = 1$ 时取得的

函数 f_2 是 Griewank 函数,即

$$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, \quad (4)$$

此函数的全局最优值是在 $x_i = 0$ 时取得的

仿真试验采用不对称初始化的方法 表 1 给出了所采用的初始区域; 表 2 给出了各函数所采用的 v_{\max} 和 x_{\max} 在仿真计算中, 针对 10 维、20 维和 30 维的 Rosenbrock 函数和 Griewank 函数分别进行 1 000 次、1 500 次和 2 000 次最小值寻优计算 根据对算法的描述, 首先进行相关参数的设置

表 1 不对称初始化区域

函数	不对称初始化区域
f_1	(15, 30)
f_2	(300, 600)

表 2 v_{\max} 和 x_{\max} 设置

函数	x_{\max}	v_{\max}
f_1	100	100
f_2	600	600

(1) 基本参数设置

设定微粒群 P 的规模为 $N = 81$, 其中微粒个体检测到的位置信息 $(x_{i1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iD})$ 和速度信息 $(v_{i1}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{iD})$ 等信息集合分别定义在 $D = 10$ 维、 $D = 20$ 维和 $D = 30$ 维的坐标系中 $c_1 = 2, c_2 = 2, k_1 = 0.4, k_2 = 0.9$

(2) 特征参数设置

1) 底层逻辑分组: 定义所有微粒都具有相同的特征, 且每组微粒个数相同 在这种情况下, 对 $N = 81$ 个微粒按阶 $S = 3$ 分为 $g = N/S = 27$ 个小组, 则集合 Θ_{L_g} 表示 G_1, G_2, \dots, G_{27} 个分组 $G_{i,j}$ 表示第 i 分组中的第 j 个微粒个体

2) 逻辑空间分层 L : 根据 $S^H = N$, 可得到 $H = 4$, 即在微粒群寻优的整个过程中对逻辑空间层 L 进行逻辑 4 级分层, 每一级分别记作 L_1, L_2, L_3 和 L_4

3) 各逻辑层次上的分组 $\Theta_{L_h, g}$: 本文算法中各层级分组阶次属性均相同, $S_h = 4, h = 1, 2, 3, 4$, 则各逻辑层分组数呈指数递减, 即 $G_{L_1, g} = 27, G_{L_2, g} = 9, G_{L_3, g} = 3, G_{L_4, g} = 1$. 在底层逻辑分组的基础上, 不同逻辑层级之间以及逻辑分组之间的特征映射对应关系定义如下:

$$\Theta_{L_2, \text{int}[i/3]} \leftarrow \Theta_{L_1, i}, \quad (5)$$

$$\Theta_{L_3, \text{int}[i/3^2]} \leftarrow \Theta_{L_2, \text{int}[i/3]}, \quad (6)$$

$$\Theta_{L_4, \text{int}[i/3^3]} \leftarrow \Theta_{L_3, \text{int}[i/3^2]}, \quad (7)$$

其中: $i = 1, \dots, 27$, 表示逻辑底层的相应 27 个分组; \leftarrow 表示不同逻辑层级之间以及逻辑分组之间的特征映射

4) 逻辑分层延迟 $D(\tau)$: 对于不同的函数, 所采用的逻辑分层延迟不同 对于函数 $f_1, D(\tau) = 100$,

即每隔 100 次迭代进行一次逻辑分层, 直到微粒获取全局最优信息; 对于函数 $f_2, D(\tau) = 110$, 即每隔 110 次迭代进行一次逻辑分层, 直到微粒获取全局最优信息

对函数 f_1 和 f_2 寻优, 分别进行 50 次实验, 得到了平均最优值结果, 并与文献[4, 18, 19] 中相应算法所得到的结果进行了比较, 如表 3 所示

表 3 平均最优值结果比较

函数	维数	循环次数	SPSO ^[18]	FPSO ^[4]	APSO ^[19]	本文算法
f_1	10	1 000	36 294 5	15 816 5	11 644 3	8 023 39
	20	1 500	87 280 2	45 999 9	32 568 2	32 824 5
	30	2 000	205 559	124 418	55 253 8	53 848 9
f_2	10	1 000	0 076 0	0 068 32	0 052 58	0 051 64
	20	1 500	0 028 8	0 025 96	0 020 37	0 022 04
	30	2 000	0 012 80	0 014 95	0 010 49	0 009 39

4 仿真结果分析

从以上结果可以看出, 本文算法较文献[18] 和文献[4] 所提出算法的性能提高了一个数量级; 与文献[19] 所提出算法的性能处于相当的水平, 且本文算法总体性能略优于该算法 运算初期各微粒小组经过了较为充分的局部搜索, 且此局部寻优模式被加以范围层层扩大的传递, 直至整个群体的统一寻优, 从而保证了整个微粒群在寻优空间的充分搜索, 同时又较大程度地避免了局部收敛的产生 该算法逻辑高层的最优值比较计算量相对于低层而言是很小的, 且逻辑低层的最优值比较计算量, 由于采用的是局部比较法, 其运算代价相对比传统方法也小许多 这样, 便很好地将算法的遍历性和快速性相结合, 取得了较好的寻优结果 由于本文所采用的函数是高维多峰函数, 维数越高, 其局部最优越多, 运算时间越长, 运算代价越高

5 结 语

本文在对微粒群算法的优化信息传播模式进行定义的基础上, 提出了优化信息的传播范围具有逻辑分组延迟和随计算进行逐渐扩大的传播特征的微粒群优化改进算法 本算法从提高算法运算效率, 同时防止局部最优的角度出发, 给出了一种用于微粒群算法最优值通讯的逻辑分层延迟传播模式, 并在典型的高维多峰函数优化问题中加以运用 仿真结果证明了所提出算法的有效性 作者认为, 微粒群体中最优信息的传播模式是一个值得研究的方向, 相应的算法模式定义和验证将是今后需要进一步深入研究的课题

参考文献 (References)

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [A]. Proc IEEE Int Conf on Neural Networks [C].

- Perth, 1995, IV: 1942-1948
- [2] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources [A]. *Proc Congress on Evolutionary Computation* [C]. Seoul, 2001, (b): 81-86
- [3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [A]. *Proc of the IEEE Int Conf on Evolutionary Computation* [C]. Anchorage, 1998, (b): 69-73
- [4] Shi Y, Eberhart R. C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization [A]. *Proc of the IEEE Conf on Evolutionary Computation* [C]. Seoul, 2001: 101-106
- [5] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization [A]. *Proc of the IEEE Conf on Evolutionary Computation* [C]. San Diego, 2000, 1: 84-88
- [6] Angeline Peter J. Using selection to improve particle swarm optimization [A]. *Proc of the IEEE Conf on Evolutionary Computation* [C]. Anchorage, 1998: 84-89
- [7] Natsuki H, Hitoshi I. Particle swarm optimization with gaussian mutation [A]. *Proc of IEEE Swarm Intelligence Symposium* [C]. Indianapolis, 2003: 72-79
- [8] Vestersrom J S, Riget J, Krink T. Division of labor in particle swarm optimization [A]. *Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* [C]. Hawaii, 2002: 1570-1575
- [9] van den Bergh F, Engelbrecht A P. Training product unit networks using cooperative particle swarm optimizers [A]. *Proc of the 3rd Genetic and Evolutionary Computation Conf* [C]. San Francisco, 2001: 126-131
- [10] Zhang W J, Xie X F. DEPSO: Hybrid particle swarm with differential evolution operator [A]. *IEEE Int Conf on System Man & Cybernetics* [C]. Washington, 2003: 3816-3821
- [11] Al-Kazem i B, Mohan C K. Multi-phase generalization of the particle swarm optimization algorithm [A]. *Proc of the Congress on Evolutionary Computation* [C]. Honolulu, 2002, 1: 489-494
- [12] Xie X F, Zhang W J. Dissipative particle swarm optimization [A]. *Proc of the 2002 Congress on Evolutionary Computation* [C]. Honolulu, Hawaii, 2002, 2: 1456-1461
- [13] Fukuyama Y, Yoshida H. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems [A]. *Proc Congress on Evolutionary Computation* [C]. Seoul, 2001: 87-93
- [14] 侯志荣, 吕振肃. IR 数字滤波器设计的粒子群优化算法[J]. *电路与系统学报*, 2003, 8(4): 16-20
(Hou Z R, Lu Z S. Particle swarm optimization algorithm for IR digital filters design [J]. *J of Circuits and System*, 2003, 8(4): 16-20)
- [15] Eberhart R C, Hu X. Human tremor analysis using particle swarm optimization [A]. *Proc Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1999: 1927-1930
- [16] 吴立成, 孙富春, 孙增圻. 柔性空间机器人振动抑制轨迹规划算法[J]. *机器人*, 2003, 25(3): 250-254
(Wu L C, Sun F C, Sun Z Q. Optimal trajectory planning of flexible space robot for vibration reducing [J]. *Robot*, 2003, 25(3): 250-254)
- [17] 柯晶, 钱积新. 应用粒子群优化的非线性系统辨识[J]. *电路与系统学报*, 2003, 8(4): 12-15
(Ke J, Qian J X. Nonlinear system identification using particle swarm optimization [J]. *J of Circuits and System*, 2003, 8(4): 12-15)
- [18] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization [A]. *Proc of the 1999 Congress on Evolutionary Computation* [C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1999: 1945-1950
- [19] Xie X F, Zhang W J, Yang Z L. Adaptive particle swarm optimization on individual level [A]. *Int Conf on Signal Processing* [C]. Beijing, 2002: 1215-1218

(上接第 610 页)

- [9] Thomson L K, Mancini S, Wiseman H M. Spin squeezing via quantum feedback [J]. *Physical Review A*, 2002, 65(061801) 1-4
- [10] Stockton J K, Geremia J M, Doherty A C, et al. Robust quantum parameter estimation: Coherent magnetometry with feedback [EB/OL]. <http://arxiv.org/abs/quant-ph/0309101>, 2003
- [11] Doherty A C, Habib S, Jacobs K, et al. Quantum feedback control and classical control theory [J]. *Physical Review A*, 2000, 62(012105): 1-13
- [12] Nielsen A, Chuang L. *Quantum computation and quantum information* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000: 386-389