

研究论文

混合粒子群优化算法及其应用

邢 杰, 萧德云

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 提出了一种通过改进全局最优位置粒子寻优策略而提高粒子群优化计算效率的混合粒子群优化算法。针对流程工业典型设备的状态跟踪预报等有计算时间限制的优化问题, 混合粒子群优化算法在不改变原有粒子群粒子寻优策略的前提下, 将粒子群整体已搜寻到的全局最优位置看作一个特殊的粒子, 令该粒子执行梯度下降寻优的寻优策略。在粒子群的寻优迭代计算中增加全局最优位置粒子单独的梯度下降寻优过程, 从而将粒子群优化算法的全局寻优特性与梯度下降算法的邻域寻优特性相结合, 以提高粒子群优化算法的整体寻优效率, 进而缩短寻优计算的时间。针对流程工业典型设备的实际应用表明, 混合粒子群优化算法能够减少寻优迭代次数, 进而缩短优化计算时间。

关键词: 混合粒子群优化算法; 模拟退火; 神经网络; 连续搅拌反应釜

中图分类号: TP 18

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 07-1707-04

Hybrid particle swarm optimization and its application

XING Jie, XIAO Deyun

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Hybrid particle swarm optimization was presented to improve the optimizing efficiency of the particle swarm by changing the optimizing strategy of the global best particle. Aimed at the problem of optimization with a limit on computing time, such as the state prediction of a typical equipment in process industry, hybrid particle swarm optimization took the global best position found by the particle swarm as a special particle, which performed the gradient descending optimization. By adding the individual gradient descending optimization of the global best particle to the optimization iterations, the global search and local search were combined in hybrid particle swarm optimization. The hybridism of this new particle swarm optimization improved the optimizing efficiency of the particle swarm, and reduced the time of optimization computing. In the test of a real application, hybrid particle swarm optimization was applied to the state prediction of the continuous stirred tank reactor (CSTR), which is a typical equipment of the process industry. In the test training of neural network that was used in the prediction of the concentration of the CSTR product, hybrid particle swarm optimization took less optimizing iterations than the traditional particle swarm optimization, and took less optimization computing time, which showed that hybrid particle swarm optimization could reduce the computing time of optimization as the original intent of this research.

Key words: hybrid particle swarm optimization; simulated annealing; neural network; continuous stirred tank reactor

2008-04-14 收到初稿, 2008-04-30 收到修改稿。

联系人: 萧德云。第一作者: 邢杰 (1978—), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目 (2002AA412420, 2002AA412510)。

Received date: 2008-04-14.

Corresponding author: Prof. XIAO Deyun. E-mail: xidaody@mails.tsinghua.edu.cn

Foundation item: supported by the High-tech Research and Development Program of China (2002AA412420, 2002AA412510).

引 言

粒子群优化算法是一种用于连续非线性函数优化的人工智能优化算法，由群体智能生命模拟和进化算法两种学科交叉而成^[1]。作为一种基于群体智能的优化算法，粒子群优化算法在解决大规模非线性的连续问题中具有更高的优化效率和更好的优化结果。粒子群优化算法在理论上能够收敛到全局最优^[2]，而且可以在连续的实数空间内直接完成寻优任务，在神经网络训练、电力系统控制等大规模优化问题中得到广泛应用^[3-4]。

近年来，粒子群优化算法在参数设定和更新方法上有很大改进。但理论上的研究主要集中于如何避免粒子群“早熟”，增加粒子群在空间中的散布范围和寻优时间，从而发现尽量好的最优解^[5-6]，适用于模式识别等对优化精度要求较高而对计算时间要求较低的实际问题。而对于流程工业典型设备运行中的在线预测等需要限制优化计算时间的问题，目前的粒子群优化算法则需要进一步提高。因此，本文提出混合粒子群优化算法，通过引入梯度下降环节，改进寻优策略，以提高粒子群的寻优效率，缩短计算时间。

1 粒子群优化算法

在粒子群优化算法中，粒子群中粒子的总数为 N ，每个粒子在空间中有一个位置 x_i ，该粒子从 x_i 以速度 v_i 向前飞行，每个粒子在空间内搜索到的最优位置为 p_i ，整个粒子群在空间内搜索到的最优位置为 p_g 。则粒子群优化算法的基本表达式^[1]为

$$v_i = \omega v_i + C_1 \text{rand}_1() (p_i - x_i) + C_2 \text{rand}_2() (p_g - x_i)$$

$$x_i = x_i + v_i$$

$$i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中， ω 为惯性系数，一般 $\omega = 0.9$ ； C_1 和 C_2 为学习系数， C_1 为认知学习系数， C_2 为群体学习系数，一般情况下 $C_1 = C_2 = 2$ ； $\text{rand}_1()$ 和 $\text{rand}_2()$ 为 $[0, 1]$ 之间的单位随机数。通常，一个完整的粒子群优化算法还需要设定一些限制条件以保证粒子群的收敛和正常结束，包括最大速率 $\|v_{\max}\|$ 、搜索空间边界和结束条件等。图 1 所示为传统粒子群优化算法的计算流程。

2 混合粒子群优化算法

混合粒子群优化算法的思路源于模拟退火算法

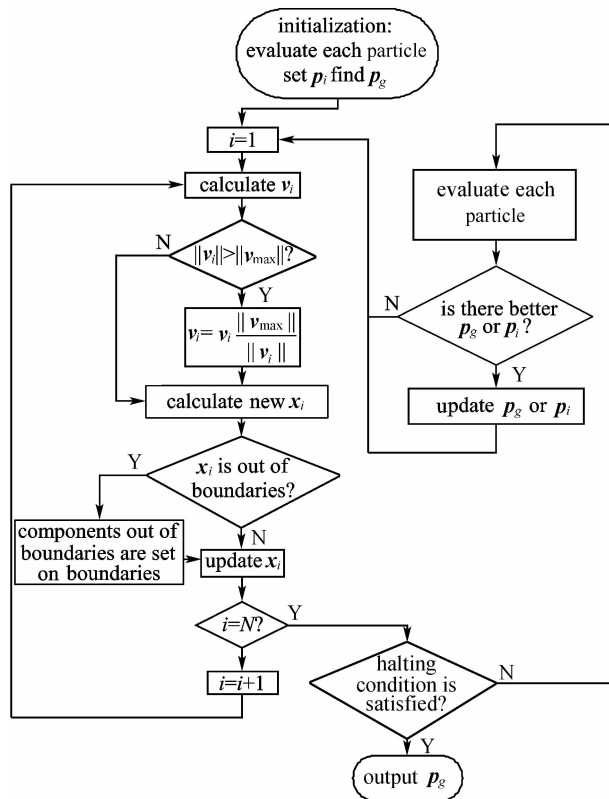


图 1 传统粒子群优化算法的计算流程
Fig. 1 Process of traditional PSO

的 Markov 链分析^[7]。从 Markov 链的观点，模拟退火算法是在梯度下降算法的基础上，引入噪声项以增加寻优过程跳出局部极小的概率，以利于算法搜索到全局最优。因此，对模拟退火算法的 Markov 思路进行逆向思维，在粒子群优化算法中引入梯度下降寻优，即形成混合粒子群优化算法

$$v_i = \omega v_i + C_1 \text{rand}_1() (p_i - x_i) + C_2 \text{rand}_2() (p_g - x_i)$$

$$x_i = x_i + v_i$$

$$(i = 1, 2, \dots, N)$$

$$p_g = p_g - \eta f'(p_g) \quad (2)$$

其中， $f'(p_g)$ 为在 p_g 点对目标函数的求导， η 为梯度下降修正系数。

混合粒子群优化算法可以看作是粒子群优化算法在全局寻优和梯度下降算法在邻域寻优的综合。以基本的粒子群优化算法为基础，在粒子群优化算法执行一次迭代，即粒子群的所有粒子进行一轮位置更新之后，使用梯度下降算法计算 p_g 新的位置，并对新旧位置进行比较，如果新位置更优，则更新 p_g ，否则保持原有位置，然后进入下一轮粒子群位置的迭代计算。图 2 所示为混合粒子群优化算法的计算流程，对比图 1 可知，虚线内的计算环节即

为混合粒子群优化算法比传统算法增加的梯度下降寻优环节。

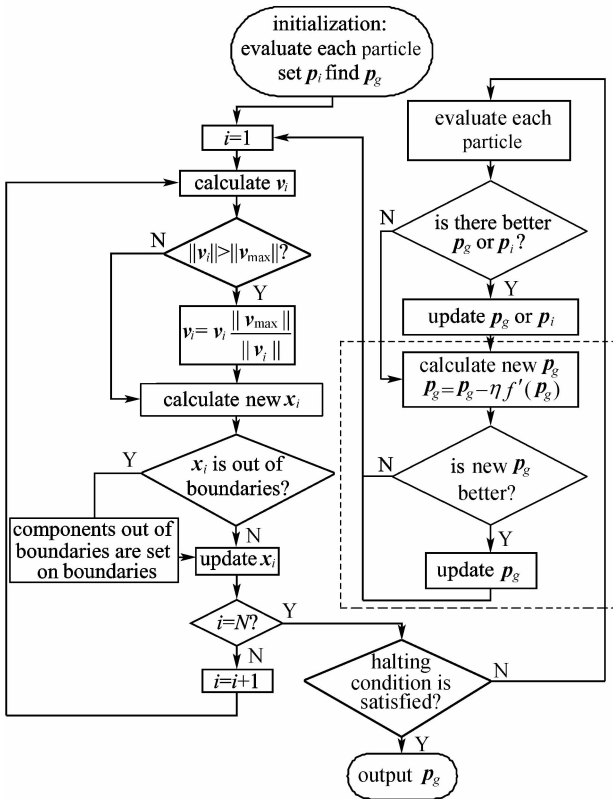


图 2 混合粒子群优化算法的计算流程

Fig. 2 Process of Hybrid PSO

3 混合粒子群优化算法的应用

将混合粒子群优化算法应用于有计算时间限制的流程工业典型设备状态预测的优化计算问题中，本文以连续搅拌反应釜（continuous stirred tank reactor, CSTR）为流程工业典型设备的代表。在基于神经网络的醋酸酐水解反应的状态预测问题中，将混合粒子群优化算法应用于神经网络训练，并同时使用传统粒子群优化算法进行神经网络训练以便对比。

醋酸酐的水解反应为一级不可逆的放热反应，化工生产中，此反应一般在 CSTR 进行^[8]。CSTR 是一种在化工生产中常见的典型设备，原料在釜内搅拌均匀，并以一定的速率反应生成产品^[9]。图 3 所示为 CSTR 的基本结构，图中阴影部分为反应釜，容积为 V ，温度为 T ，在反应釜中原料 A 的浓度为 C_A ，产品 B 的浓度为 C_B ；阴影周围方框内的部分为流动的冷却液；原料 A 的初始浓度和初始温度分别为 $C_{A,0}$ 和 T_0 ，原料溶液流入反应釜的

流量为 F_0 ；冷却剂入口流量和温度分别为 $F_{J,0}$ 和 $T_{J,0}$ ，出口流量和温度分别为 F_J 和 T_J ；在反应釜的出口处，原料 A 和产品 B 在混合溶液中的浓度与在反应釜中的浓度相等，为 C_A 和 C_B ，反应釜出口溶液的温度为 T ，流量为 F 。由于流量能够迅速而准确地进行调节，因此在化工生产过程中，冷却剂的出口流量 F_J 和混合溶液的出口流量 F 一般作为控制变量；釜中溶液和釜出口溶液中产品 B 的浓度 C_B 一般为主要控制目标，本文中 C_B 为醋酸的浓度。

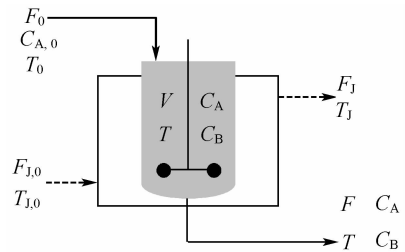


图 3 连续搅拌反应釜

Fig. 3 Continuous stirred tank reactor

CSTR 是多变量、强耦合、长时滞的大型非线性系统，具有复杂的非线性动态特征^[10]。对 CSTR 在状态预测估计方面存在较多困难，本文选用 FALCON 模糊神经网络进行 CSTR 的状态预测。FALCON 为 Lin 等^[11-12]在研究神经网络结构和参数的学习策略时提出的一种五层前向模糊神经网络，具有良好的非线性映射功能和联想记忆功能。

在实际应用中，FALCON 的输入为 CSTR 的控制变量，输出为 CSTR 的产品浓度 C_B ，将 FALCON 的网络参数作为传统和混合两种粒子群优化算法的自变量，将网络输出与期望输出之间的最小均方误差作为传统和混合两种粒子群优化算法的目标函数。使用训练完成后的 FALCON 预测醋酸浓度 C_B ，对处于稳态的 CSTR 系统在 0 时刻增加一个 $20\% \Delta C_{A,0}$ 的扰动，跟踪预测效果如图 4 所示。应用结果表明，使用传统和混合粒子群优化算法训练的 FALCON 模糊神经网络均能很好地跟踪预测 CSTR 的目标变量醋酸浓度 C_B 的变化。

分别将使用传统粒子群优化算法和混合粒子群优化算法训练 FALCON 模糊神经网络的过程重复 100 次后取平均值，将使用两种算法训练的统计结果进行比较，如表 1 所示。对比显示，混合粒子群优化算法的梯度下降环节增加了计算量，在一定程度上增加了算法的迭代时间，但提高了最优位

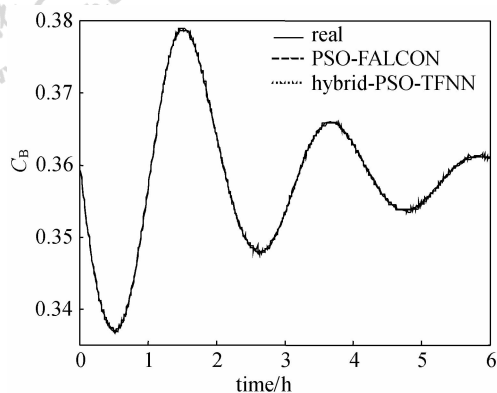


图 4 基于 FALCON 的 CSTR 状态预测

Fig. 4 State prediction of CSTR based on FALCON which trained with traditional and hybrid PSO

表 1 两种粒子群优化算法训练结果(100 次平均值)

Table 1 Contrast between results of FALCON training by using two PSOs (average of 100 tests)

PSO	Iteration	Time of one iteration /ms	Total time /s
traditional PSO	6448.87	0.520	3.3538
hybrid PSO	3956.62	0.752	2.975

置粒子的寻优效率,使混合粒子群优化算法能够早于传统粒子群优化算法发现全局最优点,从而减少了寻优的迭代次数,进而减少了总的寻优时间。

4 结 论

本文提出了一种混合粒子群优化算法,将粒子群已搜索到的全局最优位置看作特殊粒子,在每一轮粒子群位置更新后,尝试梯度下降寻优。作为对传统粒子群优化算法在优化策略上的一种改进,混合粒子群优化算法将粒子群优化算法的全局寻优与梯度下降算法的邻域寻优相结合,提高了粒子群优化算法的寻优效率,缩短了寻优的迭代次数。将混合粒子群优化算法用于神经网络训练的实际应用表明,对比传统粒子群优化算法,混合粒子群优化算法减少了寻优的迭代次数,进而缩短了神经网络的训练时间,实现了算法改进的预期目标。

References

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization// IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948

[2] Luo Y Q, Yuan X G. Global optimization for synthesis of integrated water systems with particle swarm optimization algorithm. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2008, **16** (1): 11-15

[3] Wang Y, Zhou C G, Huang Y X, Feng X Y. Training minimal uncertainty neural networks by Bayesian theorem and particle swarm optimization//11th International Conference on Neural Information Processing. Berlin: Springer-Verlag, 2004

[4] del Valle Y, Venayagamoorthy G K, Mohagheghi S, Hernandez J C, Harley R G. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007: 1-25

[5] Xia W J, Wu Z M, Zhang W, Yang G K. A new hybrid optimization algorithm for the job-shop scheduling problem//American Control Conference. Boston, Massachusetts: IEEE Press, 2004: 5552-5557

[6] Liu F, Zhou J Z, Fang R G, Peng B, Yang J J. An improved particle swarm optimization and its application in long-term stream flow forecast//IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou, Guangdong, 2005

[7] Qian Minping (钱敏平), Gong Guanglu (龚光鲁). Computational intelligence based on math view. *Science Letters (科学通报)*, 1998, **43** (16): 1681-1695

[8] Luyben W L. Process modeling, simulation, and control for chemical engineers. New York: McGraw-Hill Publishing Company, 1990

[9] Zhang C K, Hu H. An evolved recurrent neural network and its application in the state estimation of the CSTR system//IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2005

[10] Liu S, Li D H, Xue Y L, Chen J L. Nonlinear robust control for continuous stirred tank reactor system. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*(化工学报), 2008, **59** (2): 398-404

[11] Lin C T, Lee C S G. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system. *IEEE Transactions on Computers*, 1991, **40** (12): 1320-1336

[12] Lin C T, Lee C S G. Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall Press, 1996