

研究论文

基于粒子群算法的多传感器数据融合

张宇林, 蒋鼎国, 黄翀鹏, 朱小六, 徐保国

(江南大学通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 粒子群算法是一种有效的寻找函数极值的演化计算方法, 它简便易行、收敛速度快, 但存在收敛精度不高、易陷入局部极值点的缺点。本文对原有算法中的固定惯性权重进行改进, 着重分析了惯性权重因子在粒子群优化 (PSO) 算法中的作用, 在现有的线性递减权重方法上, 提出一种非线性权重递减策略, 并将其尝试性地运用到多传感器融合领域, 运用该算法对数据融合中的加权因子进行估计。实验结果表明, 改进的 PSO 算法能近似最优地确定数据融合中各权重因子, 使融合在信息源的可靠性、信息的冗余度/互补性以及进行融合的分级结构不确定的情况下, 以近似最优的方式对传感器数据进行融合, 有效地从各融合数据中提取有用信息, 成功排除噪声干扰, 取得了良好的融合结果。

关键词: 多传感器; 数据融合; 粒子群优化算法; 惯性权重; 权重递减策略

中图分类号: TP 306.1

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2008) 07-1703-04

Particle swarm optimization for multisensor fusion

ZHANG Yulin, JIANG Dingguo, HUANG Chongpeng, ZHU Xiaoliu, XU Baoguo

(School of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China)

Abstract: Particle swarm optimization (PSO) is an effective evolutionary method which is used to search the function extreme. It is simple and has fast convergence, but the convergence accuracy of this algorithm is not high, and it can easily fall into the local extreme points. The effect of inertia weight in PSO was analyzed. Motivated by the idea of power function, a new non-linear strategy for decreasing inertia weight (DIW) was proposed based on the existing linear DIW. Then a novel hierarchical multisensor data fusion algorithm adopting this strategy was presented and the weight factor of the data fusion was estimated. The distinctive feature of this algorithm was its capability of fusing data in a near optimal manner when no information about the reliability of the information sources, the degree of redundancy/complementarities of the information sources and the hierarchy structure is available. It obtained the effective information from the fusion data, removed the noise disturbance successfully and got the favorable results.

Key words: multisensor; data fusion; particle swarm optimization; inertia weight; decreasing inertia weight strategy

引 言

多传感器信息融合 (数据融合) 是指对来自

N 个传感器的数据进行多级别、多方面、多层次的处理, 从而产生新的有意义的信息, 得到关于目标状态或目标特征的判定^[1-5]。被融合的信息可能

2008-04-10 收到初稿, 2008-04-28 收到修改稿。

联系人及第一作者: 张宇林 (1970-), 男, 副教授, 博士研究生。

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目 (2006AA10A301)。

Received date: 2008-04-10.

Corresponding author: ZHANG Yulin, associate professor.
E-mail: zhangyulin@mail.hyit.edu.cn

Foundation item: supported by the High-tech Research and Development Program of China (2006AA10A301).

是冗余的,也可能是互补的。要使融合后的数据最有效,就要有尽可能合理的算法——融合法则。通过加权系数调整融合结果中测量数据的比例是一种较好的方法,而确定加权因子则是这一方法的关键。

粒子群优化 (PSO) 算法是 Eberhart 和 Kennedy 等^[6-8]提出的一种启发式全局优化算法,作为一种高效并行优化算法,由于其在求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂问题^[9-10]上有着良好的表现,得到了很大重视;因其程序实现简洁,要调整的参数少,因而发展迅速,出现了多种改进的 PSO 算法,并已成功应用于多个科学和工程领域。

基于 PSO 具有很强的寻优能力,以及其在神经网络权值优化上的一系列出色表现,本文在对 PSO 重要参数惯性权值 w 的研究基础上,运用非线性惯性权值递减的改进 PSO 对数据融合中的加权因子进行估计。结果表明,运用这一算法,可有效地从各融合数据中提取有用信息,成功排除噪声干扰,取得了良好的融合结果。

1 粒子群算法及改进

1.1 基本粒子群算法

PSO 是一种进化计算技术,基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。其数学描述是:记粒子 i 在 d 维空间的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 飞行速度为 $v_{id} = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。每个粒子都有一个由目标函数决定的适应值 (fitness value), 并且知道自己到目前为止发现的最好位置 pbest 和现在的位置 x_i 。这个可以看作是粒子自己的飞行经验。除此之外,每个粒子还知道到目前为止群体中所有粒子发现的最好位置 gbest, 其表达式如下

$$v_i = v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (\text{pbest}_i - x_i) + c_2 \times \text{Rand}() \times (\text{gbest}_i - x_i) \quad (1)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (2)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, n$, n 是该群体中粒子的总数; c_1 和 c_2 是将微粒推向 pbest 和 gbest 的统计加速度权重,通常取 2; rand ()、Rand () 为 [0, 1] 之间的随机数。

1.2 权值递减策略

式 (1) 和式 (2) 构成了基本 PSO 算法。式 (1) 的第 1 部分为记忆项,是粒子先前的速度;式 (1) 第 2、第 3 部分为加速度项,是粒子根据自身

的认知,向最优解位置处的收缩。这说明第 1 项使粒子有一种扩展搜索空间的能力,是一种全局搜索能力的表现。而后两项显现的是粒子的局部搜索能力。试验结果表明,基本 PSO 算法早期收敛速度很快,但具有局部搜索能力差的缺点,这使得算法后期收敛速度缓慢且求解精度降低。究其原因,就是式 (1) 的第 1 项和第 2、第 3 项不够匹配。为改善这一缺陷,Shi 等^[11]为式 (1) 的第 1 部分记忆项注入了惯性权值 w , 以权衡全局搜索和局部搜索。式 (1) 变为

$$v_i = w \times v_i + c_1 \times \text{rand}() \times (\text{pbest}_i - x_i) + c_2 \times \text{Rand}() \times (\text{gbest}_i - x_i) \quad (3)$$

通过研究发现较大的 w 使粒子群的全局搜索能力得以增强,有利于跳出局部极小点;而较小的 w 使种群的局部搜索能力得以增强,有利于算法的收敛。基于此,Shi 等提出用变化的 w 来代替固定的 w , 并进一步提出 LDIW 策略,表示为

$$w_0 = w_{\text{end}} + (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) (1 - t/t_{\text{max}}) \quad (4)$$

式中 t_{max} 为最大允许迭代次数; t 为当前的迭代次数; w_{start} 和 w_{end} 分别是惯性权值的初始值和进化到最大允许迭代次数时的取值。由式 (4) 构成了 LDIW-PSO。Shi 等经过大量试验,发现 $w_{\text{start}} = 0.9$, $w_{\text{end}} = 0.4$ 时, PSO 算法的性能会大大提高。

线性权值递减策略简单、直观、具有较好的寻优性能。但由于微粒群的搜索过程是一个非线性的复杂过程,让 w 线性过渡的方法并不能准确反映搜索过程。粒子群在迭代初期 w 应较大,而在迭代末期 w 应较小。本文据此,对 w 递减策略改进如下

$$w_0 = w_{\text{end}} + (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) [1 - (t/t_{\text{max}})^{k_1}]^{k_2} \quad (5)$$

式中 w_{start} 、 w_{end} 、 t_{max} 、 t 的定义与式 (4) 相同; k_1 、 k_2 为自然数,且 $k_2 > k_1 > 1$ 。该策略与 LDIW 策略相比,在 PSO 算法的初期 w 取值较大,避免了早熟现象的产生;同时在算法的末期 w 取值较小,增加了算法末期的收敛性。

2 基于改进粒子群算法的数据融合权值因子估计

本文的融合算法采用由 Dujmovic^[12-13]提出的广义期望算子 (generalized mean operator), 其定义为

$$g(x_1, \dots, x_n; p, w_1, \dots, w_n) = \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i^p \right)^{1/p} \quad (6)$$

式中 p 为模糊度； w_i 为 x_i 上的权值因子，且 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ ； n 为传感器个数。

广义期望算子主要性质归纳如下

$$\min(a, b) \quad \text{mean}(a, b) \quad \max(a, b) \quad (7)$$

通过将 p 的值在 $-$ 和 $+$ 之间变化，可以得到 \min 和 \max 之间的值。如果关于传感器的可靠信息已知，那么权值 w_i 可以容易地确定，如果关于冗余度或互补程度的信息可知，那么可确定参数 p 。然而在通常情况下，这些信息均未知，这时需要采用一些算法确定它的值，这里用上述改进 PSO 算法来确定。算法总体流程如下。

(1) 初始化。确定改进 PSO 算法各项参数，在搜索范围内均匀设计初始种群中 m 个权值向量 $(y_{id}^{(0)}, p^{(0)})$ ，其中维数 d 对应于传感器数目 n 。本文设计目标函数 f

$$f = \sum_{k=1}^l (\text{desired}_k - \text{actual}_k)^2 \quad (8)$$

式中 desired_k 表示期望输出； l 表示样本数；

$\text{actual}_k = (\sum_{d=1}^n w_{id} x_{id}^p)^{1/p}$ ，表示传感器信息通过式 (4) 所求值，根据有约束条件，作归一化处理，得权

$$\text{值 } w_{id} = y_{id} / \sum_{d=1}^n y_{id}。$$

(2) 根据上述改进粒子群算法更新各粒子位置 y_{id} 、 p 。确定融合后每个传感器的权值 w_{id} 、 p 。

本文选用文献的数据进行融合实验。该融合有 8 个传感器，其中 2 个为规定值，后 6 个为前 2 个各自加上 10 %、40 %、100 % 的噪声。规定输入和期望输出见表 1。分别运用改进 PSO 算法、遗传

算法 (GA)^[14-16] 对 8 个输入进行输入，得参数 p 及各自的权值，见表 2。改进 PSO 寻优的效果要明显好于 GA，除少量噪声不能排除外，大部分噪声干扰得以排除。

表 2 参数 p 及各自的权值
Table 2 p and their respective weights

Parameter	Algorithm	
	GA	PSO
variance	0.460	0.074
p	0.370	0.362
w_1	0.290	0.462
w_2	0.244	0.462
w_3	0.137	0
w_4	0.023	0.075
w_5	0	0
w_6	0.150	0.001
w_7	0	0
w_8	0.156	0

3 结 论

本文在文献的基础之上提出用幂函数非线性递减策略取代原有的线性递减策略，使得 PSO 算法在寻优能力和精度要求上都有不同程度的提高，由于其具有高效并行性，且具有收敛快、不易陷于局部最优的特点，故能较好地解决多参数优化问题；并尝试性地把它运用到多传感器融合的领域。结果表明，运用该方法对多传感器进行融合，成功地滤去了加入 10 %、40 %、100 % 的噪声干扰，使融合相对于 GA、PSO 达到了较高的收敛精度，取得了不错的效果。

References

[1] Waltz E, Lilnas J. Multi-sensor Data Fusion. Boston: Artech House, 2000

[2] Halld L. Mathematical Technique in Multi-sensor Data Fusion. London: Artech House, 2000

[3] Richard T. Principles of effective multi-sensor data fusion. *Military Technology*, 2003, 27 (5): 29-37

[4] Megalooikonomou V, Yesha Y. Space efficient quantization for distributed estimation by a multi-sensor fusion system. *Information Fusion*, 2004, 5 (5): 299-308

[5] David L Hall, James Llinas. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85 (1): 6-23

[6] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory// *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro and Human Science*. Nagoya,

表 1 原始数据

Table 1 Original data

x_1	x_2	Expectation	x_1	x_2	Expectation
0.426	0.241	0.215	0.949	0.020	0.247
0.325	0.662	0.427	0.202	0.826	0.500
0.109	0.352	0.221	0.744	0.551	0.555
0.630	0.052	0.212	0.572	0.691	0.585
0.484	0.496	0.486	0.041	0.975	0.361
0	0	0	0.534	0.873	0.661
0.270	0.403	0.274	0.674	0.587	0.570
0.156	0.130	0.119	0.440	0.450	0.418
0.790	0.284	0.407	0.909	0.750	0.789
0.725	0.193	0.261	0.856	0.091	0.303
1.000	1.000	1.000	0.974	0.164	0.515
0.330	0.912	0.632	0.073	0.788	0.324

- Japan, 1995
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization// Proceedings of IEEE International Conference on Natural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995
- [8] Eberhart R C, Shi Y. Comparison between genetic algorithm and particle swarm optimization// Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming. San Diego, 1998
- [9] Schutte J F, Reinbolt J A, Fregly B J, *et al.* Parallel global optimization with the particle swarm algorithm. *Int. J. Numer. Meth. Engin*, 2004 (61): 2296-2315
- [10] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization. *Natural Computing*, 2002, 1: 235-306
- [11] Shi Y, Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization// International Conference on Evolutionary Computation. Washington: IEEE, 1999: 1945-1950
- [12] Dujmovic J. Weighted conjunctive and disjunctive means and their application in system evaluation. *Journal of the University of Belgrade*, 1974, 483: 147-158
- [13] Dyckhoff H, Pedrycz W. Generalized means of model compensative connectives. *Fuzzy Sets and Systems*, 1984, 14 (2): 143-154
- [14] Davis L. Genetic Algorithms and Simulated Annealing. Los Altos: Morgan Kaufmann Publishers, 1987
- [15] Alberto Bertoni, Marco Dorigo. Implicit parallelism in genetic algorithms. *Artificial Intelligence*, 1993, 61 (2): 307-314
- [16] Michalewicz Z. A modified genetic algorithm for optimal control problems. *Computers Mathematics in Application*, 1992, 23 (12): 83-94

www.cnki.net