

基于小波自适应算法的传感器信号降噪研究

周燕¹ 张勇¹ 巫正中²

(济南大学控制科学与工程学院 济南 250022)¹ (后勤工程学院信息工程系 重庆 400016)²

摘要 基于 MALLAT 算法原理和自适应算法, 设计了小波自适应算法的结构, 并对算法进行了理论分析和仿真研究。仿真结果表明, 小波自适应算法在传感器信号降噪方面表现出了良好的性能。

关键词 MALLAT 算法, 小波自适应算法, 传感器信号降噪

Sensor Signal Denoising Based on Wavelet Adaptive Algorithm

ZHOU Yan¹ ZHANG Yong¹ WU Zheng-zhong²

(School of Control Science and Engineering, Jinan University, Jinan 250022, China)¹

(Department of Information Engineering, Logistics Engineering University, Chongqing 400016, China)²

Abstract Based on Least Mean Square (LMS) and MALLAT algorithm, wavelet adaptive algorithm was proposed, and theoretically investigation on the algorithm was made in details. To study on the performance of the algorithm, the simulation was also explored, which indicates that the algorithm is excellent in the sensor signal denoising.

Keywords MALLAT algorithm, Wavelet adaptive algorithm, Sensor signal denoising

1 引言

多传感器信息融合是指对不同知识源和传感器采集的数据进行融合, 以实现观测现象更好理解。多传感器融合系统可以有效地解决单传感器的模糊点, 更精确地观察和解释环境, 故近年来多传感器融合系统越来越多地应用于各种智能系统。移动式智能机器人的自动驾驶就是其中的一个重要应用, 它要解决的重要问题: 在未知或不确定环境下, 移动机器人的运行必须通过传感器收集数据, 并通过一定的算法把传感器收集到的数据进行分析、融合, 用来建立外部环境的模型, 正确、全面地反映出外部环境的特征, 为导航决策提供正确的依据。

在对移动机器人传感器进行数据处理的算法选择上, 可采用卡曼滤波^[1]、人工神经网络和模糊理论。小波变换应用到影像融合领域是在 20 世纪 90 年代, 主要用小波变换的多尺度分析替代传统的塔式算法。小波变换作为一种新的数学工具, 是介于函数的时间域(或空间域)表示和频率域表示之间的一种表示方法。它在时间域上和频率域上同时具有良好的局部化性质, 对高频成分采用逐步精细的时间域(空间域)取样步长, 可以“聚焦”到对象的任意细节, 从而被誉为“数学显微镜”。它能够把信号分解成信号对空间和时间的独立部分, 同时又不丢失原信号所包含的信息, 并且可以找到正交基, 实现无冗余的信号分解。

小波变换作为一种新的信息处理方式, 有非常显著的特点, 但是也存在一些不足^[2], 例如实时性等。在本文中, 作者把自适应算法和 MALLAT 结合研究, 利用该算法对多传感器信号进行预处理, 以便改进融合中的某些环节, 改善信息融合的质量。

2 MALLAT 算法

MALLAT 算法在小波分析中的地位相当于快速傅立叶

变换在经典傅立叶变换中的地位, 是 MALLAT 在构造正交小波基的时候提出的。利用 MALLAT 算法, 可以根据不同尺度把已知进行多级分解, 从而把信号分割成细节信号和逼近信号, 即: 不同频带的部分。虽然信号的总的频率成分没有发生变化, 但是对于每一部分来说, 其频率成分和原始信号相比变得简单多了, 如图 1 所示。

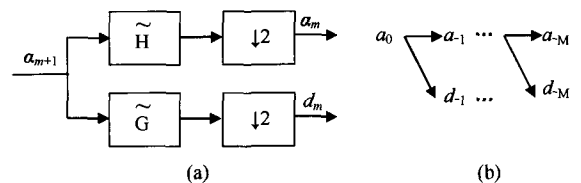


图 1

在图 1 中, a_0 表示原始信号向量, $a_j (j=1, 2, \dots, M)$ 是经过分解后的逼近信号, $d_j (j=1, 2, \dots, M)$ 是经过分解后的细节信号。以上过程可以表示为:

$$a_m(n) = \sum_k \tilde{h}(2k-k) a_{m+1}(k) \quad (1)$$

$$d_m(n) = \sum_k \tilde{g}(2n-k) a_{m+1}(k) \quad (2)$$

以上是 MALLAT 分解算法, 按照小波分析理论和 MALLAT 算法, 同样可以给出 MALLAT 算法的重构方法, 如图 2 所示。

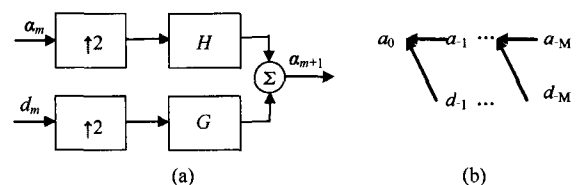


图 2

同样的道理可以很容易地给出重构算法的公式:

$$a_{m+1}(n) = \sum_k h(n-2k)a_m(k) + \sum_k g(n-2k)d_m(k) \quad (3)$$

通过以上分析可以看出,运用 MALLAT 算法可以把信号分解成各级细节信号和逼近信号,这些细节信号或者逼近信号都含有原始信号的部分信息。为了进一步提高对多传感器信号的处理能力,把小波变换应用到自适应算法^[3]中应该能够改进原来算法的性能。

3 小波自适应算法

3.1 算法结构

研究表明对多传感器信号进行小波自适应算法处理,有助于提高信息融合的精度和实时性。这种算法的基本思想:首先把传感器信号进行小波分解,然后按照自适应算法对分解后的信号进行处理,最后把处理后的数据再按照小波分析理论进行重构,从而完成对传感器信号的预处理,如图 3 所示。

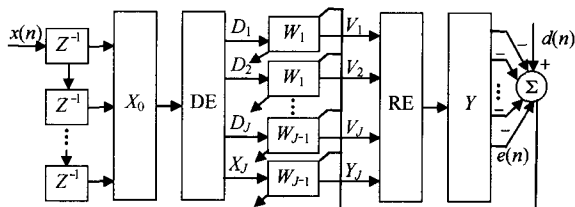


图 3 小波自适应算法

其中, $x(n)$ 表示滤波器在 n 时刻的输入, $X_0 = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ 表示由 $x(n)$ 形成的输入向量, DE 和 RE 表示信号分解和重构过程; D_j 表示信号序列 X_0 的第 j 级细节信号序列; W_j 是 D_j 信号的自适应权值。

3.2 权向量调整分析

为了便于分析,首先定义一个向量

$$T = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times N}^T \quad (4)$$

由图 3 可得:

$$e(n) = d(n) - Y^T T \quad (5)$$

由以上可知, $e(n)$ 是 W_j 的函数,根据 LMS 算法原理, W_j 的调整公式为:

$$W_j = W_j - \mu_j \hat{\nabla}_j \quad j=1, \dots, J \quad (6)$$

$$U = U - \mu_U \hat{\nabla}_U \quad (7)$$

其中:

$$\hat{\nabla}_j = 2e(n) \left[\frac{\partial e(n)}{\partial w_{j,0}}, \frac{\partial e(n)}{\partial w_{j,1}}, \dots, \frac{\partial e(n)}{\partial w_{j,2^j N-1}} \right]^T \quad (8)$$

$$\hat{\nabla}_U = 2e(n) \left[\frac{\partial e(n)}{\partial u_0}, \frac{\partial e(n)}{\partial u_1}, \dots, \frac{\partial e(n)}{\partial u_{2^j N-1}} \right]^T \quad (9)$$

式(8)和式(9)表明,在权向量调整中估计梯度 $\hat{\nabla}_j$ 和 $\hat{\nabla}_U$ 是十分关键的。

从以上分析可知, $\hat{\nabla}_j$ 的计算可以归结为 $\frac{\partial e(n)}{\partial w_{j,i}}$ ($j=1, \dots, J, i=0, \dots, 2^j N-1$) 的计算。信号重构过程包含递推关系,因此,首先求出 $\frac{\partial e(n)}{\partial w_{1,i}}, \frac{\partial e(n)}{\partial w_{2,i}}$ 和 $\frac{\partial e(n)}{\partial w_{3,i}}$

出 $\frac{\partial e(n)}{\partial w_{j,i}}$ 。经过分析可得 W_j 和 U 的调整公式:

1. W_j 调整算法

1) $j \neq 1$ 时

$$w_{ji} = w_{ji} + 2^{j+1} \mu_j e(n) \sum_{m=0}^{N-1} Z_j(m, i) D_j(i) \quad (10)$$

2) $j=1$ 时

$$w_{1i} = w_{1i} + 2^2 \mu_1 e(n) \sum_{m=0}^{N-1} g(m-2i) D_1(i) \quad (11)$$

2. U 调整算法

$$u_i = u_i + 2^{j+1} \mu_j e(n) \sum_{m=0}^{N-1} V_j(m, i) X_j(i) \quad (12)$$

其中:

$$Z_j(m, i) = 2^j \sum_{k_0} \sum_{k_1} \dots \sum_{k_{j-1}} h(m-2k_0) \dots h(k_{j-3}-2k_{j-2}) g(k_{j-2}-2i)$$

$$V_j(m, i) = 2^j \sum_{k_0} \sum_{k_1} \dots \sum_{k_{j-1}} h(m-2k_0) \dots h(k_{j-3}-2k_{j-2}) h(k_{j-2}-2i)$$

4 算法仿真

由于对多传感器信息融合过程中,传感器的信号噪声控制是非常关键的,为了评价以上算法,在此对以上算法进行了计算机仿真。在仿真过程中,主要针对多传感器信息融合过程中噪声信号的控制而进行。

4.1 输入信号及系统组成

给定一个特定的 30~700Hz 的带限传感器输入信号,并且人工叠加一个干扰噪声,从而得到一个具有信噪比很低的传感器输入信号,如图 4 所示,其中,仿真参数对比:

传统 LMS 算法长度为 32, 收敛步长为 0.003;

小波自适应算法长度为 32, 收敛步长为 0.003。

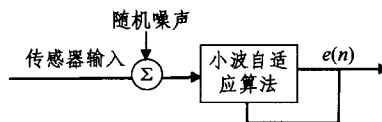


图 4 仿真系统结构

4.2 仿真结果及分析

图 5 和图 6 分别为算法仿真的结果图,其中横坐标为算法的迭代次数,纵坐标为经过降噪后传感器信号中的噪声。

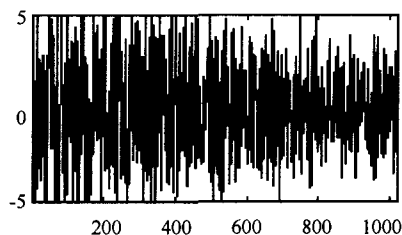


图 5 LMS 算法

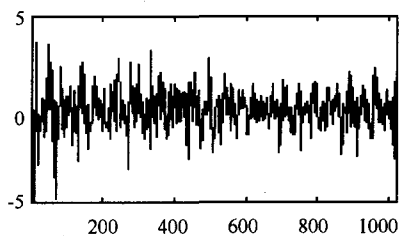


图 6 小波自适应算法

仿真结果可以看出,小波自适应算法很好地提高了传感器信号的信噪比,而传统的 LMS 算法在传感器信号受到噪声污染后,无法自适应地完成降噪功能,从而影响了传感器信息融合的效果。

结束语 基于多传感器信息融合中噪声控制的问题,本

(下转第 169 页)

单体型的对应位点发生错误。WMLF 与 MEC/GI 模型受测序误差的影响最小,具有最高的重构精度。这是因为 WMLF 在 MEC 模型的基础上利用了位点可信度权值的信息来修正 SNP 位点的取值,MEC/GI 则在 MEC 模型的基础上利用了基因型的信息来修正 SNP 位点的取值,与 MEC 模型启发式的自适应修正位点取值比较,降低了测序误差的影响,具有更高的准确性。

结束语 单体型的组装问题是生物信息学中一类重要的计算问题。本文讨论了组装问题主要计算模型的特点,其中 MFR 是基于错误片断删除;MSR,MEC,WMLF 是基于冲突片断修复;MEC/GI 则是一种“混合”的个体单体型模型,即同时利用了 SNP 片断及基因型数据的信息。在此基础上着重分析了各模型特点和单体型重构精度的关系,并给出了详细的实验数据。

图理论在单体型组装模型的研究中起到了关键的作用。给定 SNP 矩阵 M 以及冲突图 $G(V, E)$, M 的行集 $\{m_1, \dots, m_n\}$ 对应图 G 的顶点集 $V\{v_1, \dots, v_n\}$, 行 m_i 与 m_n 冲突意味着顶点 v_i 与 v_n 之间存在边相连。使 SNP 矩阵可行的过程可看成冲突图向二分图转化的过程,区别仅在于各模型对片断中错误位点处理的方式不同,从而导致了图操作的不同。除 MEC/GI 模型,本文介绍的其它模型都是直接从冲突图推导出的模型。在实际应用中,使用哪个模型取决于对给定数据预先的了解。

为了模型之间比较的可行性和正确性,本文采用的都是对应于各模型的精确算法。注意到绝大多数单体型组装模型的 APX-hard 特性,精确算法尽管能够保证解的全局最优性,但是当问题规模较大时,其指数级时间复杂度使得算法在实际应用中不可行。因此即使对同一模型,针对不同的情况需要不同的算法设计。由于单体型组装模型的组合特性,因此很难设计出好的具有常数因子的近似算法。为此许多学者进行了启发式算法的研究,代表性的有遗传算法^[7,15]和人工神经网络^[16]方面的研究。尽管这些方法不能提供所得解的近似度或求得精确解,但理论上利用启发式算法可收敛到局部最优解。

对各计算模型而言,最重要的是如何提高其重构精度。现有研究表明,通过利用基因型或位点的可信度权值信息可以有效地提高单体型重构精度,减少测序误差的影响。通过分析现有的单体型组装计算模型,我们可得出设计单体型组装计算模型时应尽量利用附加信息,如基因型信息和位点的可信度权值信息。同时,应尽量避免丢失位点或片断信息,而且模型应具有根据正确的位点信息来纠正错误信息的能力,以提高容错性能。

参 考 文 献

[1] Miller T P, Gu Z, Li Q, et al. Overlapping genomic sequences: a treasure trove of single-nucleotide polymorphisms. *Genome Res.*, 1998, 8: 748-754

- [2] Stephens J C, Schneider J A, Tanguay D A, et al. Haplotype variation and linkage disequilibrium in 313 human genes. *Science*, 2001, 293: 489-493
- [3] Horikawa Y, Oda N, Cox N J, et al. Genetic variation in the gene encoding calpain-10 is associated with type 2 diabetes mellitus. *Nature Genetics*, 2000, 26:163-175
- [4] Clark. Inference of haplotypes from PCR-amplified samples of diploid populations. *Mol. Biol. Evolut*, 1990, 7(2): 111-122
- [5] Lancia G, Bafna V, Istrail S, et al. SNPs problems, complexity and algorithms//Proceedings of the 9th Annual European Symposium on Algorithms. 2001:182-193
- [6] Lippert R, Schwartz R, Lancia G, et al. Algorithmic strategies for the SNPs haplotype assembly problem. *Briefings in Bioinformatics*, 2002, 3(1): 23-31
- [7] Wang R S, Wu L Y, Li Z P, et al. Haplotype reconstruction from SNP fragments by minimum error correction. *Bioinformatics*, 2005, 21(10): 2456-2462
- [8] Panconesi A, Sozio M. Fast Hare: a Fast Heuristic for Single Individual SNP Haplotype Reconstruction//Proceedings of WABI, LNCS. Bergen, Norway: Springer-Verlag, 2004
- [9] Xie M Z, Chen J E, Wang J X. Parameterized algorithm of the individual haplotyping MSR problem with mate-pairs. *Journal of Software*, 2007, 18(9): 2070-2082
- [10] Research on Parameterized Algorithms of The Individual Haplotyping Problem. *Journal of Bioinformatics and Computational Biology (JBCB)*, 2007, 5(3): 795 - 816
- [11] Li L, Khuri S. A Comparison of DNA Fragment Assembly Algorithms//Valafar F, Valafar H, eds. Proceedings of the International Conference on Mathematics and Engineering Techniques in Medicine and Biological Sciences. Nevada: CSREA Press, 2004: 329-335
- [12] International Human Genome Sequencing Consortium. Initial sequencing and analysis of the human genome. *Nature*, 2001, 409: 860-921
- [13] Myers G. A dataset generator for whole genome shotgun sequencing//Lengauer T, Schneider R, Bork P, et al., eds. Proceedings of 7th International Conference Intelligent Systems for Molecular Biology. California: AAAI Press, 1999: 202-210
- [14] Greenberg H J, Hart W E, Lancia G. Opportunities for combinatorial optimization in computational biology. *INFORMS J. Comput*, 2004, 14: 211-213
- [15] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading: Addison-Wesley, 1989
- [16] Zhang X S. Neural Networks in Optimization. Kluwer Academic Publishers, 2000

(上接第 127 页)

文采用小波分析和自适应算法对其进行了研究,深入研究了小波自适应算法的理论,并且进行了计算机仿真,结果表明,小波自适应算法可以有效地提高传感器信号的信噪比,从而可以提高信息融合的效果。

参 考 文 献

[1] 徐凯,纪红,乐光新. 一种改进的变步长自适应滤波器 LMS 算

法[J]. *电路与系统学报*, 2004(4)

- [2] 张子瑜,吴镇扬,任永川,等. 离散小波变换域 LMS 自适应消噪[J]. *电路与系统学报*, 2000(1)
- [3] 高鹰,谢胜利. 一种基于相关函数的 LMS 算法[J]. *数据采集与处理*, 2004(1)
- [4] 国良,强文义. 移动机器人信息融合技术研究[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2003(7)
- [5] 华志,谢存禧,曾德怀. 多传感器信息融合在移动机器人导航中的应用[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2003(9)