

基线约束辅助整周模糊度求解研究

周 非¹, 杨铁军², 黄顺吉¹

(电子科技大学电子工程学院, 四川成都 610054)

摘 要: 本文对 GPS 领域中的整周模糊度求解的问题进行了详细的研究, 利用 Z 变换和基线信息的约束和更新, 对传统的快速整周模糊度搜索 (FASF) 的方法进行改进, 并给出了相应的实验结果. 实验结果表明, 相对于传统的 FASF 方法, 本文采用的整周模糊度解算方法能有效的缩小可能的模糊值状态集合, 从而减少了解算的时间, 适合于在动态的环境下实时运用.

关键词: 全球定位系统; 卡尔曼滤波; 快速整周模糊度搜索; 基线约束

中图分类号: TN961 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 09-1542-04

Research of Ambiguity Resolution with Baseline Constraint

ZHOU Fei¹, YANG Tiejun², HUANG Shunji¹

(Lab 70124, Dept. of Electronic Engineering UESTC, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: The paper investigates the ambiguity resolution problem in the field of GPS. By utilizing Z transformation and base line constraint, it improves the conventional FASF. At last, the paper gives the result of experiment. The result indicates that the method that the paper gave can reduce the state range of potential ambiguity relative to the conventional FASF. So the computing time can be reduced. It is suited to the real time application in the dynamic condition.

Key words: GPS; Kalman filter; FASF; baseline constraint

1 引言

在利用 GPS 的载波相位进行精密定位和姿态测量的研究领域, 如何快速、准确的求解整周模糊度, 一直都是研究的热点. 如式(1)所示:

$$S_1^i(t) = D_1^i(t) + N_1^i(t - t_0) + N_1^i(t_0) \quad (1)$$

其中: t_0 为接收机起始观测历元. $D_1^i(t)$ 为相位观测值非整周的小数部分.

$N_1^i(t - t_0)$ 为由历元 t_0 到 t 相位变化的整周数.

$N_1^i(t_0)$ 为相应起始历元 t_0 的相位整周末知数.

当卫星于历元 t_0 被捕获并跟踪后, $N_1^i(t - t_0)$ 可由接收机自动的连续计数, 为已知量. 故 $D_1^i(t) + N_1^i(t - t_0)$ 可视为观测值, 而 $N_1^i(t_0)$ 为整周末知数, 与接收机、卫星和起始观测历元有关, 具有整数特性, 在观测过程中, 只要对卫星的跟踪不间断, 它将保持为常量. 因此, 为了利用载波相位观测值获得厘米级的定位精度和高的姿态测量精度, 必须解算未知的整周模糊值. 对于实时动态应用来说, 整周模糊值的解算必须可靠、快速的进行.

目前解算整周末知数的方法有多种. 但大体上, 分为两类: 经典静态相对定位法和快速求解法. 其经典相对定位法侧重于解的可靠性, 而快速求解法偏重于时间的长短. 本文所要

介绍的方法, 就是利用 Z 变换增强 FASF 搜索方法进行动态求解整周模糊度. 同时, 利用已知的双天线的几何信息对观测值进行约束更新, 大大的减小了整周模糊度的搜索区间. 相对于传统的整周模糊度的求解方法来说, 本文所提出的方法更适合于在动态的环境下, 实时、准确地获得整周模糊度, 从而获得更准确的测量精度.

2 卡尔曼滤波模型

整周模糊度解算方法通常分为三个步骤:

- (1) 浮点整周模糊值的确定;
- (2) 整周模糊值的搜索;
- (3) 整周模糊值状态集合的确定;

在浮点模糊值估计的过程中, 通常有两种方法: 最小二乘和卡尔曼滤波. 在最小二乘问题中, 状态矢量通常认为是不变的, 而在动态环境中, 状态矢量通常随时间而变化, 因此在动态应用中, 通常采用卡尔曼滤波估计初始的浮点模糊值. 因为卡尔曼滤波是一个不断预测、修正的递推过程, 由于其在求解时不需要存储大量的观测数据, 并且当得到新的观测数据时, 可随时计算新的滤波器参数, 便于处理动态环境下的观测数据.

卡尔曼滤波确定浮点双差整周模糊值状态矢量和设计矩阵如下:

$$X = [K \ h \ \hat{x} \ \hat{K} \ \hat{h} \ \dots N_1, \dots N_n] \quad (2)$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{5f}{5K} & \frac{5f}{5h} & \frac{5f}{5\hat{x}} & \frac{5f}{5\hat{K}} & \frac{5f}{5\hat{h}} & \frac{5f}{5N_1} & \dots & \frac{5f}{5N_n} \\ s & s & s & s & s & s & s & s \end{bmatrix} \quad (3)$$

在动态环境中,系统主要由描述状态向量的过程方程和描述观测向量的观测方程共同表示。过程方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{L}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k-1}) \quad (4)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}_k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{A}_k) \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{k-1}} \quad (5)$$

其中 \mathbf{I} 为单位阵, $\mathbf{C}_{\mathbf{X}_k}$ 为状态方差阵, \mathbf{A}_k 为双差观测测量矩阵, \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益矩阵, \mathbf{L}_k 为 k 历元的观测向量。表示如下:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{C}_{\mathbf{X}_k} \mathbf{A}_k^T (\mathbf{A}_k \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{k-1}} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{C}_1)^{-1} \quad (6)$$

其中: \mathbf{C}_1 为观测量方差阵
观测方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}_k} = \mathbf{C}_{\mathbf{X}_{k-1}} + \mathbf{Q}_k \quad (8)$$

其中: \mathbf{C}_k 为转换矩阵, \mathbf{Q}_k 为系统噪声矩阵。

3 基于 Z 变换增强 FASF 的模糊值搜索算法

3.1 FASF 搜索方法

FASF 算法的本质在于模糊值搜索距离的递归计算。假定模糊值按 $N_1, N_2, N_3, \dots, N_n$ 排列, 模糊值搜索距离按从 N_1 到 N_n 的顺序计算, n 为模糊值状态的个数。如果 N_1 为已知, 则其余状态的状态矢量和状态矢量方差阵就要相应的发生变化, 且方差将要变小, 即随后的模糊值的搜索距离将会变小。状态参数移出后状态矢量和状态矢量方差阵变化的数学表示如下:

$$\mathbf{C}_n = \mathbf{C}_{n-1} - \mathbf{c}_n \mathbf{c}_n^T / (\mathbf{C}_{n-1})_{n,n} \quad (9)$$

$$\mathbf{n} = \hat{\mathbf{n}} - \mathbf{c}_n (\mathbf{N}_{\text{int}} - \mathbf{N}_{\text{int}}) / (\mathbf{C}_{n-1})_{n,n} \quad (10)$$

其中: \mathbf{C}_n 为浮点模糊值状态矢量方差阵, \mathbf{C}_{n-1} 为浮点模糊值状态矢量中第 n 个参数移出后的方差阵, \mathbf{c}_n 为浮点模糊值状态矢量方差阵的第 n 列, $\hat{\mathbf{n}}$ 为浮点模糊值状态矢量, \mathbf{n} 为第 n 个参数移出后的浮点模糊值状态矢量, \mathbf{N}_{int} 为第 n 个已知模糊值参数的浮点值, \mathbf{N}_{int} 为第 n 个已知模糊值参数的估计的整数值。

第 i 个模糊值的搜索距离 R_i 可由下式确定:

$$N_{i|1,2,\dots,i-1} = \mathbf{N}_{i|1,2,\dots,i-1}^T \mathbf{F} \mathbf{R}_i \mathbf{F} \mathbf{N}_{i|1,2,\dots,i-1} + \mathbf{N}_{i|1,2,\dots,i-1}^T \quad (11)$$

其中 $N_{i|1,2,\dots,i-1}$ 为 N_1, N_2, \dots, N_{n-1} 已知时 N_i 对应的浮点整周模糊值, N 为尺度因子, $R_{i|1,2,\dots,i-1}$ 为 N_1, N_2, \dots, N_{n-1} 已知时 N_i 对应的浮点整周模糊值的标准差。

通常假定观测噪声为高斯分布且在观测时间内不相关, 则模糊值搜索距离中包含正确整周模糊值的概率为 $1 - A$ 的尺度因子可表示为:

$$N = N_{-A/2n} \quad (12)$$

其中 $N_{-A/2n}$ 为置信度的函数, n 为双差整周模糊值的个

数, 假如模糊值参数的个数为 6, 置信度为 0.99, 则尺度因子为 31765。在实际应用中, 尺度因子通常设为 3。

FASF 采用的搜索方式类似于穷举法, 其具体搜索方法如下:

(1) 据式 (11) 计算浮点模糊值 N_1 的搜索距离, 如果 N_1 模的搜索距离计算正确, 则其中一定包含浮点模糊值的固定解。如果浮点模糊值 N_1 的所有整数均被搜索, 则退出整个模糊值搜索环。

(2) 对应于模糊值 N_1 的每一个可能的整数, 根据式 (9)~(11) 计算浮点模糊值 N_2 的搜索距离, 如果 N_2 的所有整数均被搜索, 则退到 N_1 级搜索环。

(3) 对应于模糊值 N_1, N_2 的每一个整数对, 根据式 (9)~(11) 计算浮点模糊值 N_3 的搜索距离, 如果 N_3 的所有整数均被搜索, 则退到 N_2 级搜索环。

(4) 对应于模糊值 N_1, N_2, \dots, N_{i-1} 的每一个整数集合, 根据式 (9)~(11) 计算模糊值 N_i 的搜索距离, 如果 N_i 的所有整数均被搜索, 则退到 N_{i-1} 级搜索环。

(5) 同理, 对应于模糊值 N_1, N_2, \dots, N_{n-1} 的每一个可能的整数集合, 根据式 (9)~(11) 计算模糊值 N_n 的搜索距离, 如果 N_n 的所有整数均被搜索, 则退到 N_{n-1} 搜索环。

如果环路 N_n 为模

糊值搜索的最底层, 对于 N_n 的每一个可能的整数, 可得到一个模糊值状态集合, 该模糊值状态集合为搜索环不同级的模糊值组合

(N_1, N_2, \dots, N_{n-1})。为了进一步加快搜索过程, 如果累积的模糊值

状态集合的个数大于选定的门限, 则认为整周模糊值解算失败, 进行下一个历元的搜索。如果模糊值状态集合只有一个, 则为正确的模糊值状态集合, 否则应用残差平方和方法得到正确的状态集合。图 1 给出了模糊状态集合搜树形示意图。

3.2 Z 变换增强 FASF 搜索方法

在对浮点模糊值进行整数估计之前可用整数高斯变换 (Z 变换) 减小模糊值参数之间的强相关性, 从而进一步减小整周模糊值的搜索距离, 即在对模糊值状态值集合进行搜索之前对模糊值状态矢量和方差阵进一步作 Z 变换, 数学表示如下:

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{Z}^T \mathbf{n} \quad (13)$$

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{z}}} = \mathbf{Z}^T \mathbf{C}_n \mathbf{Z} \quad (14)$$

其中: \mathbf{Z} 为整数高斯变换矩阵; $\hat{\mathbf{z}}$ 为整数高斯变换后的浮点模糊值状态矢量。 $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{z}}}$ 为整数高斯变换后的浮点模糊值状态方差阵。

由于 Z 变换去掉了浮点模糊值状态之间的强相关性, 从而去掉了模糊值状态集合中的大量冗余信息, 缩小了浮点模糊值状态的方差, 减小了整周模糊值的搜索距离, 导致可能的模糊值状态集合的数目进一步减少。这样, 就大大的缓解了传统 FASF 算法计算量过于庞大的弊端。

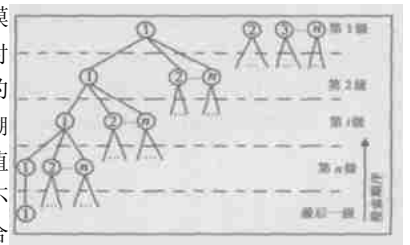


图 1 模糊值状态集合搜索的树形示意图

313 残差平方和检测

通常由于系统几何和统计模型等误差的影响,最小平方和残差对应的模糊值状态集合并不一定就是可能的模糊值状态集合,需要应用一定的方法验证其正确性.平方和残差比检测即当可能的模糊值状态集合多于一个,且少于一定数量的模糊值集合时,从中确定正确的模糊值集合的方法.一种比较有效的残差平方和比检测方法如下:

$$F = \frac{8c_2}{8c_1} > \text{门限} \tag{15}$$

其中 $8c_1$ 最小加权残差平方和, $8c_2$ 为次小加权残差平方和,加权残差平方和表示如下:

$$8c = (N_{float} - N_{int})^T C_z^{-1} (N_{float} - N_{int}) \tag{16}$$

为了在整周模糊值递归搜索时计算方便,上式可简化写为:

$$8c = 8c + (N_{float} - N_{int})^2 / (C_z)_{n,n} \tag{17}$$

对所有的模糊值取值利用上式求和,即可得残差平方和.

其中 N_{float} 为浮点模糊值状态矢量, N_{int} 为浮点模糊值状态矢量可能的固定解, $(C_z)_{n,n}$ 为浮点模糊值状态矢量中第 n 个参数的方差,残差平方和为迭代求得,对于每一个模糊值状态集合可得到一个残差平方和,在本算法的实现当中,检测门限选为 4.如果式(15)的判决条件满足,则最小的残差平方和所对应的模糊值状态集合即为正确的模糊值状态集合.

4 基线约束

GPS 姿态测量系统中,监控站和遥控站间的基线长度可通过仪器事先精确侧得,故基线长度信息可作为辅助信息加快整周模糊度的求解过程.基线约束的数学模型可表示如下:

$$f = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \tag{18}$$

其中 x 、 y 、 z 为参考站和移动站在 WGS284 坐标系下的坐标.基线约束的观测量设计矩阵可表示为如下的一维矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} \frac{5f}{5x} & \frac{5f}{5y} & \frac{5f}{5h} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{19}$$

其中 5 、 K 和 h 为接收机的经度、纬度和高度,且有:

$$\begin{aligned} \frac{5f}{5x} &= \frac{5f5x}{5x5x} + \frac{5f5y}{5y5x} + \frac{5f5z}{5z5x} \\ \frac{5f}{5K} &= \frac{5f5x}{5x5K} + \frac{5f5y}{5y5K} + \frac{5f5z}{5z5K} \\ \frac{5f}{5h} &= \frac{5f5x}{5x5h} + \frac{5f5y}{5y5h} + \frac{5f5z}{5z5h} \end{aligned}$$

基线长度观测量的标准差取决于基线测量的精度,在本文的实现中,基线长度观测量的标准差设为 20cm.基线约束辅助整周模糊度求解的过程就是把基线长度作为观测量进行 Kalman 滤波更新的过程,通过增加多余的观测量,从而缩小模糊值搜索空间,提高整周模糊度解算的效率.图 2 给出了基线约束信息辅助整周模糊值解算的流

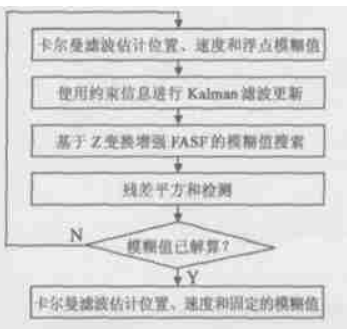


图 2 约束信息辅助整周模糊值解算示意图

程图.

5 计算机结果分析

程序采用 c 语言编写,所用数据是真实的 GPS 数据.采集数据所用的接收机为 Novtel ProPal24E,天线为 Novtel Model 600L1,天线间的基线长度为 2197 米, GPS 接收机数据输出率为 1Hz,卫星高度抑制角为 10°,双差载波相位标准差设为 1cm,位置预测噪声的标准差为 3m,速度预测噪声的标准差为 3m/s,卫星个数平均为 10 颗.

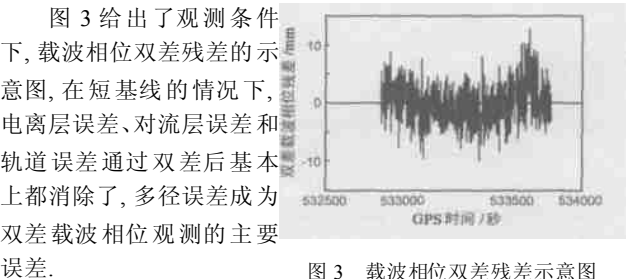


图 3 载波相位双差残差示意图

图 4 给出了基线约束信息对浮点模糊值标准差改善的示意图.很明显基线约束信息对于浮点模糊值标准差的减少,有着很明显的作用.由于模糊值的标准差的大小直接影响着模糊状态数目的减少,所以基线约束信息能够大大的提高模糊值搜索的效率.

表 1 基线约束前后整周模糊度的统计结果

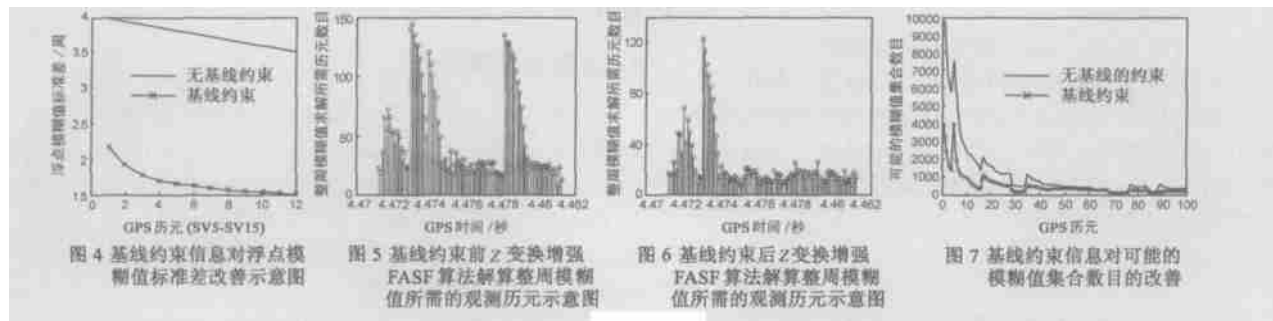
	均值(历元)	RMS(历元)	试验次数
FASF 算法	85.16	98.07	1000
Z 变换增强 FASF 算法	70.62	81.38	1000
基线约束 Z 变换增强 FASF 算法	30.74	37.65	1000

表 1 给出了对于不同的起始时间,约束信息辅助解算整周模糊度所需的观测历元的统计,每次测试起始时间相差 1 个历元,测试次数 1000 次,并同单独用 FASF 算法所得到的结果进行了比较.解算当中,如果可能的模糊值状态集合的个数大于 5000,则退出搜索,进行下一个历元的搜索.从实验数据可看出,使用基线约束辅助后,算法的 RMS 解算时间较单独用 FASF 算法解算整周模糊度提高了近 70%,解算效率有了明显的提高,非常适合于实时应用.

图 5、图 6 表示的基线约束前后 Z 变换增强 FASF 算法解算整周模糊度所需要的观测历元示意图比较,仿真中所用的模糊值门限是 2000,从两图中很明显的看出使用基线约束信息后,峰值点(整周模糊值解算所需的观测历元数目过大)的数目得到了减少,即基线约束信息有助于增加整周模糊值解算的可靠性,抑制 GPS 观测中较大的误差和干扰.

图 7 给出了基线约束信息对可能的模糊值状态集合的改善.从图中看出,在处理的开始阶段,使用约束信息能使可能的模糊值状态集合的个数大大降低,从而提高搜索的速度,这对于提高解算整周模糊度的效率是及其重要的.

理论分析和试验结果表明,本文提出的方法具有较强的理论价值和工程应用价值,对于 GPS 的实时高动态定位和实时姿态测量技术的工程应用有重要意义.



参考文献:

- [1] Yang Gao. An optimized GPS carrier phase ambiguity search method focusing on speed and reliability[A]. IEEE AES Systems Magazine[C]. Canada: IEEE, 1996. 22- 26.
- [2] Tuisen P J G. The least squares ambiguity decorrelation adjustment: A method for fast GPS integer ambiguity estimation[J]. Journal of Geodesy, 1995, 70(122): 65- 82.
- [3] Stephen J Fujikawa. Spacecraft attitude determination by kalman filtering of global positioning system signals[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1995, 18(6): 1365- 1371.
- [4] 刘福生, 罗鹏飞. 统计信号处理[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1999.
- [5] 周忠谟, 易杰军. GPS 测量原理与应用[M]. 北京: 测绘出版社, 1992.

作者简介:



周 非 男, 1977 年出生于湖北浠水, 电子科技大学博士生, 主要研究方向: 数字信号处理, 导航定位算法研究.



杨铁军 男, 1975 年出生于河南信阳, 电子科技大学博士, 主要从数字信号处理算法研究.

黄顺吉 男, 1932 年出生于浙江金华, 现任电子科技大学电子工程系教授, 通信与电子系统学科博士生导师, 一直从事雷达导航系统和信号处理领域的科研与教学工作, 主要研究方向是雷达成像技术、卫星导航技术和高速数字信号处理技术.