doi:10.11887/j.cn.201702017　　http://journal.nudt.edu.cn

单矢量水听器水中多目标方位跟踪方法*

张　维,尚　玲
(中国船舶重工集团公司第七一〇研究所, 湖北 宜昌　443003)

摘　要:采用量子粒子群求解声压和质点振速组成的非线性相关方程组,实现多目标声源方位的估计。为提高精度,应用最小二乘法对测量结果进行拟合并建立预测模型,通过卡尔曼滤波对方位轨迹进行优化。结果表明:单矢量水听器能够同时分辨多个目标方位,解算结果应使用统计特性表示;采用本方法最多能分辨 7 个目标,目标个数越多,方位误差越大;信噪比越高,分辨率和精度越高,偏差越小;通过数据拟合然后卡尔曼滤波的方法能够有效提高目标方位跟踪精度。

关键词:多目标方位;单矢量水听器;卡尔曼滤波;最小二乘法;量子粒子群

中图分类号:TN911.7　　**文献标志码:**A　　**文章编号:**1001-2486(2017)02-114-06

Method of direction of arrival tracking for multiple targets under water with single vector hydrophone

ZHANG Wei, *SHANG Ling*
(Yichang Research Institute of Testing Technology, Yichang 443003, China)

Abstract: The direction of arrival (DOA) of multiple targets was acquired by solving non-liner correlation equations involving acoustic pressure and particle velocity with quantum particle swarm algorithm. In order to improve the precision, the DOA tracks of multiple targets were fitted with the method of least squares, the prediction model was found and then the DOA tracks were optimized by Kalman filter. The results indicate that the DOA of multiple targets can be resolved with the single vector hydrophone and the results should be expressed by statistic characteristics. The maximum number of unknown sources is 7. As the number increases, the DOA error is more serious. When the signal to noise ratio is higher, the resolution ratio and precision are also higher and the deviation is smaller. More importantly, the precision of DOA can be improved effectively by the method of data fitting and the Kalman filter.

Key words: direction of arrival of multiple targets; single vector hydrophone; Kalman filter; method of least squares; quantum particle swarm

单个矢量水听器能同时拾取声压和质点振速信息,在各向同性噪声背景中,采用平均声强器[1-2]、最大似然检测[3-4]、互谱法[5]就可以对目标进行定向。然而,对于多个目标,当特征线谱无法确知或者在同一频带内无法分辨时,平均声强器、互谱法将不再适用。文献[6-7]证明利用单个矢量传感器最多能分辨同一带宽内的 2 个相干声源。文献[8]认为当信噪比较高,又不确知各目标线谱特征时,充分利用声压与振速相关的特性,对于不相干声源,理论上求解目标数可达 7 个。

卡尔曼滤波是匈牙利数学家 Kalman 于 1960 年提出的一种最优化自回归数据处理算法[9]。对于解决大部分问题,该算法是最优、效率最高甚至是最有用的。自提出以来,在多个领域得到广泛的应用[10-11]。在已有的文献中[1-5],在用单矢量水听器进行多目标方位估计时,都是单点测量,一段时间内的方位测量结果没有建立关联。对于低信噪比的情况,单点测量可能会在某些点上引入较大的误差。一般来说,水中目标的方位轨迹是连续的,不会有激烈的变化。因此可以根据目标轨迹测量结果建立预测模型,对当前时刻的方位进行预测,然后采用卡尔曼滤波对目标方位测量结果进行优化处理,进而提高多目标方位跟踪的精度。

本文采用量子粒子群[12]作为优化算法求解由声压和二维质点振速组成的偶次阶矩联立方程组,能同时获得多目标的方位,解决互谱法等传统方法无法分辨同一频带内多目标的问题。此外,针对信噪比较低时某些点上方位估计误差大的问

* 收稿日期:2015-09-08
基金项目:国家部委基金资助项目(9140A05020514CB40014)
作者简介:张维(1984—),男,湖北钟祥人,高级工程师,博士,E-mail:zhangwei667@163.com

题,提出采用最小二乘法[13]对一段时间内的方位轨迹进行多项式拟合并建立动态预测模型,然后进行卡尔曼滤波的方法,该方法能够有效减小单点方位估计的误差,提高方位跟踪的精度。

1　多目标方位估计算法

由各相互独立的目标发出并到达接收点的声信号为 s_i,水平方位角为 θ_i,下标用于区别不同的目标。在远场条件下,即 $kr \gg 1$,k 为波数,r 为水平距离,接收点处所收到的声压 p 与水平方向的二维质点振速 v_x,v_y 分别为:

$$\begin{cases} p = \sum_{i=1}^{N} s_i(t) + n_p(t) \\ v_x = \sum_{i=1}^{N} s_i(t)\cos\theta_i/(\rho c) + n_x(t) \\ v_y = \sum_{i=1}^{N} s_i(t)\sin\theta_i/(\rho c) + n_y(t) \end{cases}$$

其中:N 为目标数;n_p,n_x,n_y 分别为对应的背景噪声;ρ 和 c 分别为介质的密度与声速。

在各向同性噪声条件下,对声压和质点振速做相关运算。当信号远大于噪声时,由于各路噪声和信号之间的独立性,可以忽略信号与噪声之间以及各路噪声之间的相关项,从而获得式(1)~(14)。

$$\langle p(t), v_x(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i\cos\theta_i/(\rho c) \quad (1)$$

$$\langle p(t), v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i\sin\theta_i/(\rho c) \quad (2)$$

$$\langle v_x(t), v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i\sin\theta_i\cos\theta_i/(\rho c)^2 \quad (3)$$

$$\langle v_x(t), v_x(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i\cos^2\theta_i/(\rho c)^2 \quad (4)$$

$$\langle v_y(t), v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i\sin^2\theta_i/(\rho c)^2 \quad (5)$$

$$2\langle p(t), p(t)\rangle^2 - \langle p^2(t), p^2(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2 \quad (6)$$

$$2\langle p(t), p(t)\rangle\langle p(t), v_x(t)\rangle - \langle p^2(t), p(t)v_x(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\cos\theta_i/(\rho c) \quad (7)$$

$$2\langle p(t), p(t)\rangle\langle p(t), v_y(t)\rangle - \langle p^2(t), p(t)v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin\theta_i/(\rho c) \quad (8)$$

$$2\langle p(t), v_x(t)\rangle\langle p(t), v_y(t)\rangle - \langle p^2(t), v_x(t)v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin\theta_i\cos\theta_i/(\rho c)^2 \quad (9)$$

$$2\langle p(t), v_y(t)\rangle^2 - \langle p^2(t), v_y^2(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin^2\theta_i/(\rho c)^2 \quad (10)$$

$$2\langle p(t), v_x(t)\rangle\langle v_x(t), v_y(t)\rangle - \langle p(t)v_y(t), v_x^2(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin\theta_i\cos^2\theta_i/(\rho c)^3 \quad (11)$$

$$2\langle p(t), v_y(t)\rangle\langle v_y(t), v_x(t)\rangle - \langle p(t)v_x(t), v_y^2(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin^2\theta_i\cos\theta_i/(\rho c)^3 \quad (12)$$

$$2\langle v_x(t), v_x(t)\rangle\langle v_x(t), v_y(t)\rangle - \langle v_x^2(t), v_x(t)v_y(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin\theta_i\cos^3\theta_i/(\rho c)^4 \quad (13)$$

$$2\langle v_x(t), v_y(t)\rangle^2 - \langle v_x^2(t), v_y^2(t)\rangle = \sum_{i=1}^{N} I_i^2\sin^2\theta_i\cos^2\theta_i/(\rho c)^4 \quad (14)$$

其中,“〈 〉”为求相关符号,$I_i = \langle s_i(t), s_i(t)\rangle$ 为各目标信号的能量。虽然按照排列组合还可以写出其他形式的方程式,但可以证明,二阶矩和四阶矩只可能有 14 个相互独立的方程式。由于每个声源有 2 个未知数,即 I 和 θ,若被测目标个数不超过 7 个,解上述联立方程组(式(1)~(14))在理论上可求得各目标强度与水平方位角[8]。虽然还存在四阶矩以上的方程组,但是由于非线性程度更高,求解起来更加复杂,因此通常情况下可采用以上方程求解 7 个以内的目标[7-8]。由于以上方程为非线性方程,没有数学表达式作为方程解,需要采用优化算法作为解算工具求解最优值。与其他优化算法相比,量子粒子群具有全局优化能力强、收敛速度快、鲁棒性好等优点[12]。鉴于此,以该方法作为方程组求解的优化算法。

以 $\mathrm{cost} = \sum_i (e_{li} - e_{ri})^2$ 作为代价函数。其中,e_{li}表示第 i 个方程的左边,e_{ri}表示第 i 个方程的右边,方程的个数可以根据目标的个数进行选择。采用量子粒子群算法搜索该代价函数的最小值。代价函数取最小值时所对应的目标方位和声强即为求解结果。

2　卡尔曼滤波

一个离散控制过程的系统可用线性微分方程来描述。

$$\boldsymbol{X}(k) = \boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X}(k-1) + \boldsymbol{B}\cdot\boldsymbol{U}(k) + \boldsymbol{W}(k) \quad (15)$$

测量值为:

$$\boldsymbol{Z}(k) = \boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{X}(k) + \boldsymbol{V}(k) \quad (16)$$

其中:$\boldsymbol{X}(k)$是 k 时刻的系统状态向量;$\boldsymbol{U}(k)$是 k 时刻对系统的控制向量;A 和 B 是系统参数,对于多模型系统,它们为矩阵;$\boldsymbol{Z}(k)$是 k 时刻的测量

值；H 是测量系统的参数，对于多测量系统，$\boldsymbol{H}$ 为矩阵；$\boldsymbol{W}(k)$ 和 $\boldsymbol{V}(k)$ 分别表示过程和测量的高斯白噪声，方差分别为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$。

在应用卡尔曼滤波时，首先根据系统的过程模型来预测系统的下一状态。假设现在的系统状态是 k，根据系统的模型，可以基于系统的上一状态而预测出现在的状态。

$$\boldsymbol{X}(k|k-1)=\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X}(k-1|k-1)+\boldsymbol{B}\cdot\boldsymbol{U}(k) \tag{17}$$

式(17)中，$\boldsymbol{X}(k|k-1)$ 是利用上一状态预测的结果，$\boldsymbol{X}(k-1|k-1)$ 是上一状态最优的结果。

$\boldsymbol{P}(k-1|k-1)$ 和 $\boldsymbol{P}(k|k-1)$ 分别是 $\boldsymbol{X}(k-1|k-1)$ 和 $X(k|k-1)$ 对应的均方误差，满足

$$\boldsymbol{P}(k|k-1)=\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{P}(k-1|k-1)\boldsymbol{A}'+\boldsymbol{Q} \tag{18}$$

在有了系统的预测状态之后，结合测量值就可以得到现状态下最优估算值 $\boldsymbol{X}(k|k)$。

$$\boldsymbol{X}(k|k)=\boldsymbol{X}(k|k-1)+\boldsymbol{Kg}(k)[\boldsymbol{Z}(k)-\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{X}(k|k-1)] \tag{19}$$

其中，$\boldsymbol{Kg}$ 为卡尔曼滤波增益，满足

$$\boldsymbol{Kg}(k)=\frac{\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}'}{[\boldsymbol{H}\cdot\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}'+\boldsymbol{R}]} \tag{20}$$

为了使卡尔曼滤波不断运行至结束，必须对 $\boldsymbol{P}(k|k)$ 进行更新。

$$\boldsymbol{P}(k|k)=[\boldsymbol{I}-\boldsymbol{Kg}(k)\cdot\boldsymbol{H}]\boldsymbol{P}(k|k-1) \tag{21}$$

其中，$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵。

式(17)～(21)就是对卡尔曼滤波过程的基本描述[9]。

3 算法流程

算法流程如图 1 所示。首先利用声压信号和二维质点振速信号建立偶次阶矩的联立方程组，然后采用量子粒子群解非线性方程组，得到目标方位的初步估计结果。由于该方法解算结果按照一定的统计特性分布（在后文有分析），当信噪比较低时，可能在个别点上会出现较大误差。因此，采用最小二乘法对目标轨迹进行拟合并对当前时刻的方位进行预测，将该预测值与量子粒子群解算的当前方位值分别作为状态向量和测量值进行卡尔曼滤波，进而得到目标方位轨迹的优化结果。后文将通过仿真与分析，说明卡尔曼滤波的性能与优点。

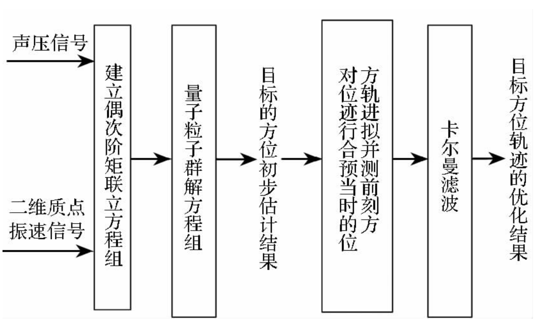


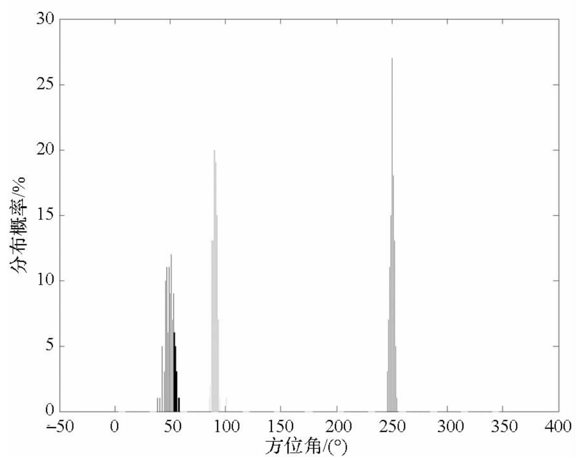
图 1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

4 仿真算例

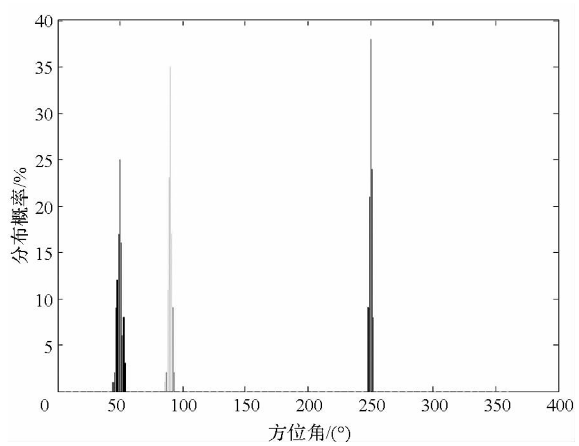
4.1 多目标方位估计性能

设 3 个目标方位分别为 50°，90°和 250°，声源强度相同。3 目标频谱处于同一带宽内，在频域上无法分辨，中心频率分别为 997.5 Hz，999 Hz，1000 Hz，为简化过程，可用一定长度的单频信号表示。当信噪比分别为 3 dB 和 6 dB 时，选取式(1)～(6)，采用第 1 节所述方法对目标方位进行 100 次估计，结果如图 2 所示。方位角估计结果的统计特性见表 1。



（a）信噪比为 3 dB 时的结果

（a）Result for 3 dB SNR



（b）信噪比为 6 dB 时的结果

（b）Result for 6 dB SNR

图 2 方位角估计结果直方图

Fig. 2 Histogram of DOA estimation results

表 1　方位角估计结果统计特性

Tab. 1　Statistic characteristics DOA estimation results

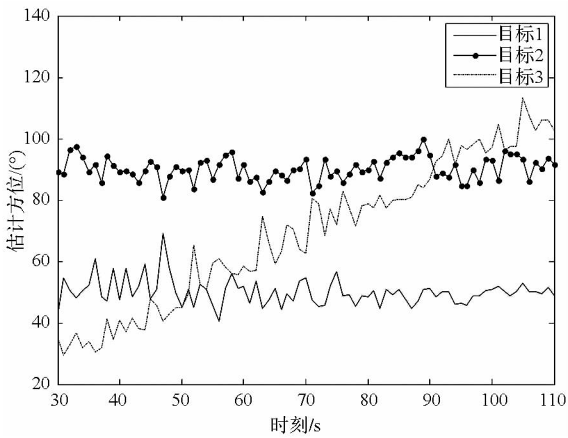
真实方位角/(°)	信噪比/dB	均值/(°)	标准差/(°)	最大偏差/(°)
50	3	49.41	4.25	10.24
	6	50.10	2.01	5.04
90	3	90.12	3.57	8.75
	6	90.05	1.20	3.62
250	3	248.72	6.70	12.43
	6	249.90	1.06	3.87

从以上方位估计结果可以看出,采用第 1 节所述方法能够有效估计多目标方位,且信噪比越高,估计精度越高。信噪比为 3 dB 时,虽然估计结果的均值与真实方位之间的误差不大于 2°,但是在个别点上也会出现较大的误差,最大偏差可达到 12.43°。

3 个目标的声源特性不变,前 2 个目标方位分别为 50°和 90°,第 3 个目标方位从 30°变化到 110°,当信噪比分别为 3 dB 和 6 dB 时,多目标方位估计结果如图 3 所示。

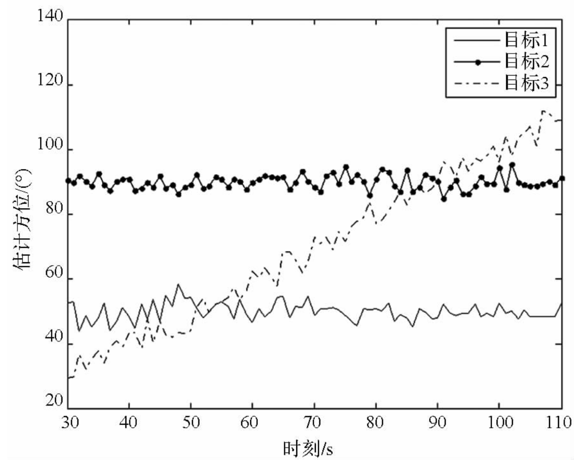
从图 3 中也可以看出,信噪比越高,方位估计误差越小,分辨率越高,方位相近的目标越容易被分辨开。当 2 个目标靠近时,方位估计结果有一定的重叠,当信噪比为 3 dB 时,最大重叠范围达到 11°,11°以内的目标难以分辨,因此分辨率为 11°。同理,信噪比为 6 dB 时,分辨率为 7°。

图 4 为不同目标个数时,方位角估计均方根误差随信噪比的变化关系。从图 4 中可以看到,随着目标个数的增加,目标方位估计的精度降低,这是由于对于非线性方程组来说,方程越复杂,未知参数越多,采用优化算法求解时越难以收敛。



(a) 信噪比为 3 dB 时的结果

(a) Result for 3 dB SNR



(b) 信噪比为 6 dB 时的结果

(b) Result for 6 dB SNR

图 3　不同角度间隔条件下方位估计结果

Fig. 3　Results of DOA estimation for different angle interval

此外,信噪比越高,方位估计的精度越高,大于 6 dB时,均方根误差变化将比较平缓。

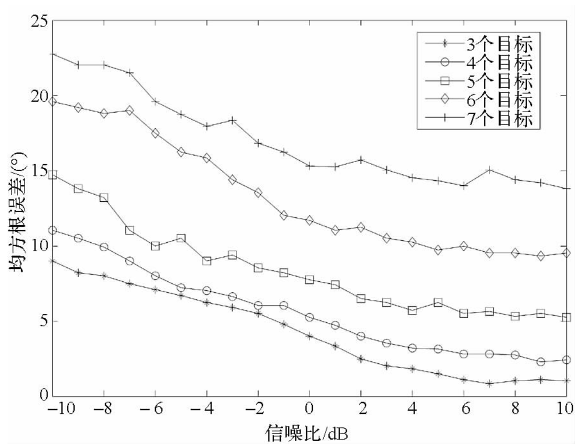


图 4　不同目标个数条件下方位估计结果

Fig. 4　Results of DOA estimation for different source number

4.2　多目标方位估计的卡尔曼滤波

从 4.1 节仿真结果可以看到,多目标方位估计应该用统计结果表示,在个别点上会存在较大的误差。然而,水下目标方位在某一段时间内并不是离散的和无规律的,利用前一段时间的方位估计结果是可以预测本时刻方位的。本小节将通过建立目标估计预测模型,然后采用卡尔曼滤波对目标方位跟踪结果进行优化处理。

设单矢量水听器位于原点位置,3 个目标运动轨迹如图 5 所示。1 号目标从(200 m,100 m)的位置沿 y 轴匀速运动到(200 m,600 m),2 号目标从(200 m,−100 m)的位置沿直线匀速运动到(700 m,400 m),3 号目标从(200 m,−200 m)沿直线匀速运动到(450 m,−200 m),再沿直线匀

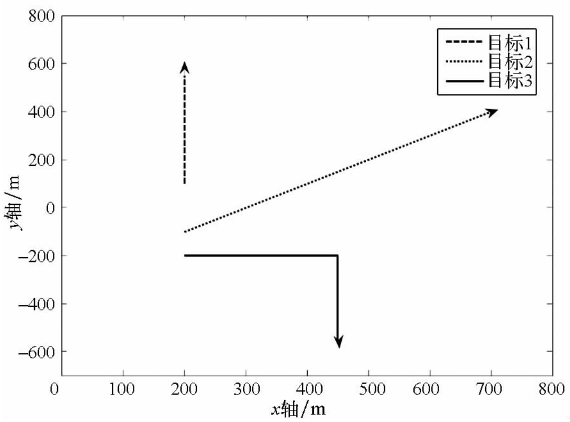


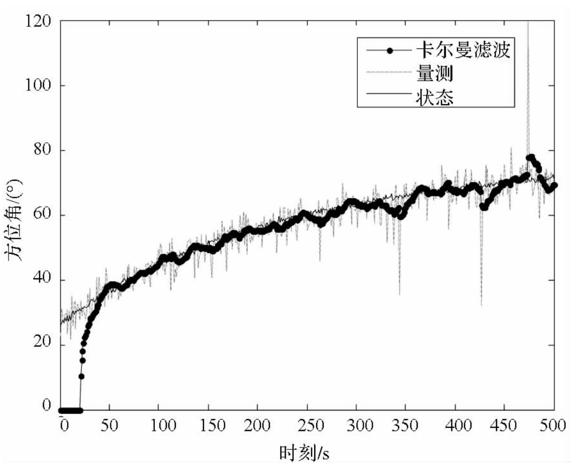
图5 目标运动轨迹示意图

Fig. 5 Diagram of target tracks

速运动到(450 m,-600 m)。仿真时,目标在运动过程中的声强按照球面波衰减。

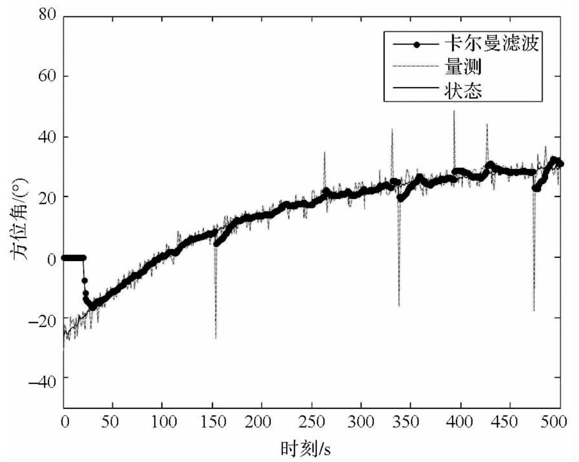
定义由目标位置和原点构成的直线与 x 轴的夹角为目标的方位角。采用第1节所述方法对3个目标的方位进行初步估计,随着距离的增加,信噪比降低,在某些点上会出现较大的误差,如图6中虚线所示。

下面按照图1所示的算法流程,在解方程初步方位估计的基础上,进行方位轨迹的卡尔曼滤波,对目标方位进一步优化。卡尔曼滤波时,将目标的方位轨迹作为系统过程,设系统过程噪声 $\boldsymbol{W}(k)$ 的方差为0.25,最优结果初始值 $\boldsymbol{X}(0|0)$ 取0,对应的均方误差 $\boldsymbol{P}(0|0)$ 取10。对于 k 时刻来讲,预测模型可以根据从 $k-20$ 时刻至 $k-1$ 时刻的测量结果采用最小二乘法进行拟合。首先对测量结果进行1阶多项式拟合,令 $\boldsymbol{X}(k)=\boldsymbol{G}(k)\cdot k+\boldsymbol{C}(k)$,则式(17)应为 $\boldsymbol{X}(k|k-1)=\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{X}(k-1|k-1)+\boldsymbol{B}\cdot\boldsymbol{G}(k)$。在该模型中,系统参数 $\boldsymbol{A}$,$\boldsymbol{B}$ 和测量参数 $\boldsymbol{H}$ 均应为单位阵。目标轨迹的卡尔曼滤波结果如图6中点实线所示,目标真实方位如实线所示。



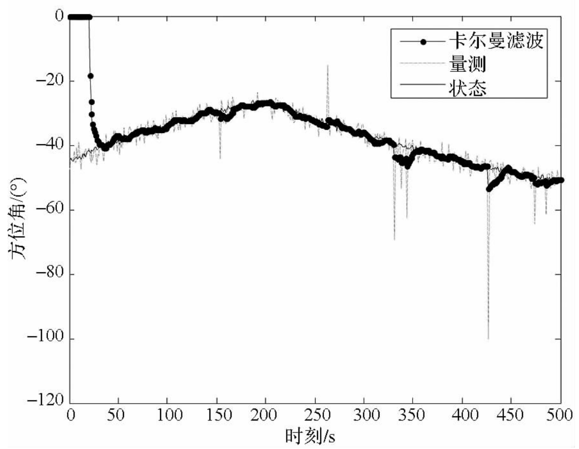
(a) 1号目标

(a) The first target



(b) 2号目标

(b) The second target



(c) 3号目标

(c) The third target

图6 多目标方位跟踪结果

Fig. 6 Results tracking for multiple targets

从图6中可以看到,经过卡尔曼滤波,目标方位解算结果更接近真实方位轨迹,误差减小了,尤其是测量误差较大的点效果更加明显。另外,卡尔曼滤波的结果与初始值设定没有关系,这也是卡尔曼滤波工程应用的一大优点。

5 结论

采用优化算法解声压和二维质点振速组成的偶次阶矩联立方程组,实现了单矢量水听器同一频带内多目标方位估计,对方位估计算法的性能进行了仿真研究,并通过卡尔曼滤波对目标的方位轨迹进行了优化处理。结果表明:

1)对于单矢量水听器,当特征线谱无法确知或者在同一频带内无法分辨时,采用优化算法解声压和二维质点振速组成的偶次阶矩联立方程组能够获得多目标方位,目标个数最多为7个,目标个数越多,方位估计的精度越低。

2）目标方位估计结果应用统计特性表示，信噪比越大，精度和分辨率越高，偏差越小。信噪比为 6 dB 时，多次求解的均值与真实方位之间的误差小于 1°，分辨率为 7°。

3）采用最小二乘法对目标方位初步估计结果进行拟合，并建立动态预测模型，然后通过卡尔曼滤波能够有效地优化目标方位轨迹，减小单点方位估计误差。

参考文献（References）

[1] 刘伯胜，田宝晶. 矢量传感器估计目标方位的误差的仿真研究[J]. 哈尔滨工程大学学报，2003，24（5）：491－495.
LIU Bosheng，TIAN Baojing. Simulation study on errors for evaluation of target azimuth by single vector transducer[J]. Journal of Harbin Engineering University，2003，24（5）：491－495.（in Chinese）

[2] 姚直象，惠俊英，殷敬伟，等. 基于单矢量水听器四种方位估计方法[J]. 海洋工程，2006，24（1）：122－127.
YAO Zhixiang，HUI Junying，YIN Jingwei，et al. Four approach to DOA estimation based on signal vector hydrophone[J]. The Ocean Engineering，2006，24（1）：122－127.（in Chinese）

[3] 孙贵青，杨德森，张揽月，等. 基于矢量水听器的最大似然比检测和最大似然方差估计[J]. 声学学报，2003，28（1）：66－72.
SUN Guiqing，YANG Desen，ZHANG Lanyue，et al. Maximum likelihood radio detection and maximum likelihood DOA estimation based on vector hydrophone[J]. Journal of Acoustics，2003，28（1）：66－72.（in Chinese）

[4] 于铭，杨士莪，牟冬英. 被动式渔探仪的信号检测与方位估计[J]. 哈尔滨工业大学学报，2008，40（1）：147－151.
YU Ming，YANG Shie，MOU Dongying. Signal detection and direction estimation of passive fishery detector[J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2008，40（1）：147－151.（in Chinese）

[5] 张亮，田甜，孟春霞. 单矢量水听器基于互谱测向的多目标分辨[J]. 舰船科学技术，2009，31（10）：18－20.
ZHANG Liang，TIAN Tian，MENG Chunxia. Identifying multiple targets by a single vector hydrophone based on the cross-spectrum goniometry[J]. Ship Science and Technology，2009，31（10）：18－20.（in Chinese）

[6] Hochward B，Nehorai A. Identifiability in array processing models with vector-sensor applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing，1996，44（1）：83－95.

[7] 程彬彬. 基于二维压差式矢量水听器的方位估计研究[D]. 西安：西北工业大学，2007.
CHENG Bingbing. Research on DOA estimation based on two-dimension with an pressure-gradient vector hydrophone[D]. Xi′an：Northwestern Polytechnic University，2007.（in Chinese）

[8] 杨士莪. 单矢量传感器多目标分辨的一种方法[J]. 哈尔滨工程大学学报，2003，24（6）：591－595.
YANG Shie. Method of multi-sources distinguishing by single vector transducer[J]. Journal of Harbin Engineering University，2003，24（6）：591－595.（in Chinese）

[9] Kalman R. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering，1960，82D（1）：35－45.

[10] 张俊根，姬红兵. IMM 迭代扩展卡尔曼粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报，2010，32（5）：1116－1120.
ZHANG Jungen，JI Hongbing. IMM iterated extended Kalman particle filter based target tracking[J]. Joumal of Electronics and Information Technology，2010，32（5）：1116－1120.（in Chinese）

[11] Zhan R H，Wan J W. Iterated unscented Kalman filter for passive target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics System，2007，43（3）：1155－1163.

[12] Xi M L，Sun J，Xu W B. An improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with weighted mean best position[J]. Applied Mathematics and Computation，2008，205（2）：751－759.

[13] 夏炎，田社平，韦红雨，等. 遗传规划和最小二乘法在数据拟合中的应用[J]. 电子器件，2007，30（4）：1387－1390.
XIA Yan，TIAN Sheping，WEI Hongyu，et al. Application of genetic programming and least square method on data fitting[J]. Chinese Journal of Electron Devices，2007，30（4）：1387－1390.（in Chinese）