doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2015.09.009
引用格式:程皓,刘军. 采用矩阵累乘的自相关矩阵构造[J]. 电讯技术,2015,55(9):1000-1004. [CHENG Hao, LIU Jun. Subspace Auto-correlation Matrix Construction Based on Matrix Multiplication[J]. Telecommunication Engineering,2015,55(9):1000-1004.]

采用矩阵累乘的自相关矩阵构造*

程　皓[1,**],刘　军[2]

(1. 成都大学 电子信息工程学院,成都 610106;2. 电子科技大学 通信抗干扰技术国家级重点实验室,成都 610052)

摘　要:提出了一种适用于低信噪比情况下提取扩频信号特征参数的算法。该算法通过对被测信号的多次采样、分段累乘,扩大了待分解信号的样本数,降低了噪声的影响,从而能够获得比传统子空间分解算法更好的性能。通过分段累乘构造的自相关矩阵,对其进行特征值分解后,表现出对噪声不敏感的特性,在一定程度上克服了常规方法的噪声敏感缺点。对算法的仿真计算表明,该方法应用在低信噪比的通信环境下,信号特征值不会被噪声湮没,解决了传统子空间方法在低信噪比条件下的分辨率不足的问题。该算法的提出对低信噪比条件下的扩频信号处理和参数检测有重要的工程和实际意义。

关键词:直接序列扩频信号;特征值分解;子空间理论;相关矩阵

中图分类号:TN971.1　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1001-893X(2015)09-1000-05

Subspace Auto-correlation Matrix Construction Based on Matrix Multiplication

CHENG Hao[1], LIU Jun[2]

(1. School of Electronic Information Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China;
2. National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610052, China)

Abstract: An algorithm for extracting characteristic parameters of spread spectrum signal is proposed, which is suitable for low signal-to-noise ratio (SNR) condition. The algorithm expands the number of samples of the signal to be decomposed and reduces the effect of noise, so as to obtain better performance than the traditional subspace decomposition algorithm. By the auto correlation matrix of the block structure, the characteristics of the noise are not sensitive to the characteristic values, and the noise sensitivity of the conventional method is overcome to some extent. The simulation results show that when the method is applied to the communication environment of low SNR, the signal characteristic value is not lost. The resolution of the traditional subspace method in low SNR condition is solved. The proposed algorithm has important engineering and practical significance for the signal processing and parameter detection in low SNR condition.

Key words: DSSS signal; eigen value decomposition; subspace theory; correlation matrix

1　引　言

基于特征值分解(Eigen Value Decomposition, EVD)和奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的子空间算法是近年来研究的热门方向,被广泛应用于信号处理、频谱估计、阵列传感器数据估计和其他参数估计[1]等领域。国内外对子空间算法

* **收稿日期**:2015-01-20;**修回日期**:2015-05-11　Received date:2015-01-20;Revised date:2015-05-11
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271168)
Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(No.61271168)
** **通讯作者**:Dr.chenghao@163.com　**Corresponding author**: Dr.chenghao@163.com

的研究多集中在 EVD 和 SVD 分解算法的研究上,但由于被分解的自相关矩阵是由各类传感器单次采样得到,决定了其矩阵内采样数较少、受噪声影响较大的特点。由于被分解的相关矩阵采样点数量的先天不足,若通过改造 EVD 和 SVD 分解算法来实现特征值的提取,其提升效果较为有限。从国内外发表的文献也可以看出,改进 EVD 和 SVD 分解算法一般是在信号质量较好、信噪比(Signal-to-Noise Ratio,SNR)较高情况进行的,对低信噪比环境下的信号效果不好。究其原因是被分解的相关矩阵样本数不足,对同一矩阵仅依靠算法上的提高不能有效提高信号特征值。对于上述缺点,要解决低信噪比下的特征值分解问题,需要从被分解的矩阵源头入手,通过多次采样、分段相乘的方法,扩大被分解矩阵的样本数,从而抵消噪声在待分解矩阵中所占的比值,达到显著提升信号特征值的目的。

采用相关矩阵分段相乘技术(Matrix Multiplication based Subspace,MMS)构造的矩阵,不仅能像传统方法一样,在信号特征值与信噪比函数之间建立联系,而且能在信号特征值与累积窗口数量之间也建立函数关系。信号特征值既是信噪比的函数也是累积窗口分段数的函数。在低信噪比条件下,仅通过增加分析窗口的分段数量,就能明显区分出信号特征值与噪声特征值。

将新构造的矩阵用 EVD 分解,显示出该算法能明显提升信号特征值的特性。新算法能有效提高有用信号特征向量的估计效果,对多用户条件下的用户数检测、码型分离同样有效。

2　数学模型

2.1　相关矩阵数学模型

子空间的相关矩阵 $\boldsymbol{R}$ 可以用如下公式表示:

$$\boldsymbol{R}=E[y_i y'_i]。$$

式中,y_i 代表第 i 个采用窗口内的采样点数(共 M 个采样点),$E\{\cdot\}$ 代表 N 个窗口内所有数据的平均值。

从上式可以看出,信号特征值的大小仅取决于信噪比的大小,而与统计窗口累积次数的多少无关。由此可以得出结论,传统子空间方法[2]仅仅依靠增加统计窗口个数是无法达到提取信号特征值的目的,若每个采样窗口均处于低信噪比的条件下,信号特征值仍然会湮没在噪声中。

区别于传统子空间对相关矩阵的构造方法,本文提出的构造方法,对 $\boldsymbol{R}$ 的建立不再采用 $\boldsymbol{R}=E[y_i y'_i]$ 的方式,而改用累乘的方法,即通过对采样后的数据分段、累乘,构造出新的相关矩阵。

构造的新型矩阵具备如下特点:

(1)保留了传统子空间方法相关矩阵的特性,能够在信号特征值与信噪比函数之间建立函数关系;

(2)分解后的信号特征值大小与累积窗口数量相关,即信号特征值既是信噪比 ρ 的函数也是累积窗口分段数 K 的函数;

(3)分析窗口数量越多,信号特征值增长越快,而噪声信号的特征值几乎不随分析窗口数量的增长而增加。当累积窗口数量 K 达到一定数量时,能明显区分出信号特征值与噪声特征值。

2.2　直接序列扩频(DSSS)数学模型

下面对本文使用到的各种数学符号作如下定义:$\{c_k, k=0,1,\cdots,P-1\}$ 为用户扩频序列;P 为序列位数(长度);T_s 为符号周期;T_e 为采样周期;T_c 为码片周期($T_c=T_s/P$);t_0 为失步时间(采样窗口与实际的符号起止窗口时间差),见图 1;$h(t)$ 为信号传输过程中所有信号畸变带来的影响总和,也可以理解为传输链中发射端滤波器、信道滤波器、接收端滤波器和其他信道畸变影响带来失真的卷积,

$$h(t)=\sum_{k=0}^{P-1} c_k p(t-kT_c); \tag{1}$$

$\boldsymbol{h}$ 为 $h(t)$ 的矢量表示;$s(t)$ 为扩频信号经接收机接收、解调后的基带信号,

$$s(t)=\sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k h(t-kT_s); \tag{2}$$

$n(t)$ 为噪声;σ^2 为噪声方差;$y(t)=s(t)+n(t)$ 为接收机解调输出含噪信号。

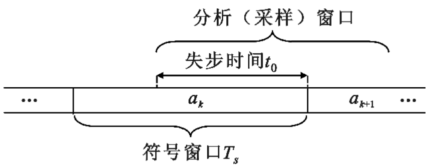

图 1　采样时间窗
Fig. 1 The window of sampling time

对上述变量和后面要推导的公式进行如下限定:

(1)扩频前用户基带信号 a_k 在较长期限内“+1”、“-1”数量大体相等,均值为零;

(2)噪声 $n(t)$ 为高斯型白噪声,且与信号 a_k 相互独立,完全不相关;

(3)使用循环谱相关方法能够在极低 SNR 下计算出码片周期 T_c 和载波频率 f_0。本文的仿真条件定于 SNR=-30 dB,此时,通过文献[3]可证明方法可行,在该 SNR 下可获扩频信号的射频载波频率

f_0、符号周期 T_s 和码片周期 T_c；

(4)射频载波频率 f_0 可得，需设计相应下变频接收机，通过数控振荡器(Numerically－Controlled Oscillator, NCO)产生频率为 f_0 的混频信号，对接收机接收到的调制信号进行混频(相乘)，从而下变频到基带；

(5)T_c 可得，为了简化算法，可将仿真采样周期 T_e 直接设置成 T_c，但此仅为了计算方便，并非必要，即 T_c 可不知；

(6)T_s 可得，将采样窗口周期设置为 T_s。

3 累乘算法

根据 2.2 节所述，将每个采样窗口时长 T_s 分为 K 段，K 段内包含 N 个独立计算的窗口，每段单独计算自相关矩阵。K 个自相关矩阵相乘后得到新的待分解相关矩阵

$$\boldsymbol{R}=\prod_{k=1}^{K}E_k[\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}'_i]。$$

式中，$E_k[\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}'_i]$表示第 k 个 N 组窗口的均值；$\boldsymbol{y}_i$ 表示第 k 段、第 i 个窗口的采样序列，$\boldsymbol{y}_i$ 为列矢量。

按照上述理论，将采样窗口周期设置为符号周期，由于采样的时间起始点不确定，采样起始点不可能完全与符号起始点在时间上重合，导致单个采样周期内应该横跨两个符号。这里设第一个符合为 a_k，保持时间 t_0(t_0 为失步时间，未知)，设第二个符号为 a_{k+1}，保持时间为一个完整符号周期减去上一个符号的保持周期 T_s-t_0。由于单个采样周期内存在两个符号的不同段，对该采样周期内的相关矩阵分解后，将呈现两个较大的有用信号特征值，该特征值分别表示上述两个符号的前端和后端，而其他特征值均为噪声特征值：

$$\boldsymbol{y}=a_m\boldsymbol{h}_0+a_{m+1}\boldsymbol{h}_{-1}+\boldsymbol{n}。\tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{n}$ 表示噪声，为矢量信号；$\boldsymbol{h}_0=[0,0,\cdots,0]$是包含 T_s-t_0 个 $h(t)$值与 t_0 个 0 值的矢量；$\boldsymbol{h}_{-1}$是一个包含 T_s-t_0 个 0 值与 t_0 个 $h(t)$的矢量。

根据式(3)可得

$$\begin{aligned}\boldsymbol{R}=&\prod_{k=1}^{K}E_k[\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}'_i]=\\&E\{\|a_m\|^2\}^K(\boldsymbol{h}_0\times\boldsymbol{h}_0^{\mathrm{H}})^K+\\&E\{\|a_{m+1}\|^2\}^K(\boldsymbol{h}_{-1}\times\boldsymbol{h}_{-1}^{\mathrm{H}})^K+\sigma_n^{2K}\boldsymbol{I}。\end{aligned}\tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵，$\boldsymbol{I}=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&1&0\\0&0&1\end{bmatrix}$。

根据式(4)可以得出：矩阵 $\boldsymbol{R}=\prod_{k=1}^{K}E_k[\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}'_i]$中存在两个特殊的特征值，该特征值表征的是有用信号，每个值对应特征矢量为 $\boldsymbol{h}_0/\boldsymbol{h}_{-1}$与系数的乘积。

设 σ_a^2为基带符号的方差，定义

$$\varepsilon_h^2=\int_{-\infty}^{+\infty}|h(t)|^2\mathrm{d}t\approx T_e\ \|\boldsymbol{h}\|^2,$$

定义

$$\boldsymbol{v}_0=\boldsymbol{h}_0/\|\boldsymbol{h}_0\|^2,$$
$$\boldsymbol{v}_{-1}=\boldsymbol{h}_{-1}/\|\boldsymbol{h}_{-1}\|^2,$$

式(4)可改写为

$$\boldsymbol{R}=\frac{\sigma_a^{2K}\varepsilon_h^{2K}}{T_e^K}\left\{(1-\frac{t_0}{T_s})\boldsymbol{v}_0\times\boldsymbol{v}_0^{\mathrm{H}}+\frac{t_0}{T_s}\boldsymbol{v}_{-1}\times\boldsymbol{v}_{-1}^{\mathrm{H}}\right\}^K+\sigma_n^{2K}\boldsymbol{I}。\tag{5}$$

扩频后的信号方差可表示为

$$\sigma_s^2=\sigma_a^2\varepsilon_h^2/T_s。$$

信噪比不采用以 dB 为单位的对数表达式，而采用信号与噪声的直接比值，定义如下：

$$\rho=\sigma_s^2/\sigma_n^2。$$

式(5)可进一步改写为

$$\boldsymbol{R}=\sigma_n^{2K}\left\{\rho\frac{T_s-T_0}{T_e}\boldsymbol{v}_0\times\boldsymbol{v}_0^{\mathrm{H}}+\rho\frac{T_0}{T_e}\boldsymbol{v}_{-1}\times\boldsymbol{v}_{-1}^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{I}\right\}^k。\tag{6}$$

对矩阵 $\boldsymbol{R}$ 进行特征值分解，特征值中 λ_1、λ_2 为有用信号矢量的两个特征值，其他特征值 $\lambda_i(i\geqslant3)$则为表征噪声矢量的噪声特征值，其产生机理是由系统中的各类噪声引起。

$$\lambda_1=\left(1+\rho\frac{T_s-t_0}{T_e}\right)^K\sigma_n^{2K},$$
$$\lambda_2=\left(1+\rho\frac{t_0}{T_e}\right)^K\sigma_n^{2K},$$
$$\lambda_i=\sigma_n^{2K},i\geqslant3。\tag{7}$$

根据式(7)，使用本文论述的累乘构造算法，λ_1、λ_2 不仅与信噪比 ρ 有关，同时也是分段数量 K 的函数，即 λ_1、λ_2 是 ρ 和 k 两者的函数。

为了比较，下面给出传统子空间相关函数构造方法：

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{R}=E_k[\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}'_i],\\&\hat{\boldsymbol{R}}=E\{\|a_m\|^2\}(\boldsymbol{h}_0\cdot\boldsymbol{h}_0^{\mathrm{H}})+\\&\quad E\{\|a_{m+1}\|^2\}(\boldsymbol{h}_{-1}\cdot\boldsymbol{h}_{-1}^{\mathrm{H}})+\sigma_n^2\boldsymbol{I}=\\&\quad\sigma_n^2\left\{\rho\frac{T_s-T_0}{T_e}\boldsymbol{v}_0\cdot\boldsymbol{v}_0^{\mathrm{H}}+\rho\frac{T_0}{T_e}\boldsymbol{v}_{-1}\cdot\boldsymbol{v}_{-1}^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{I}\right\};\end{aligned}$$

λ_1、λ_2 为

$$\hat{\lambda}_1=\left(1+\rho\frac{T_s-t_0}{T_e}\right)\sigma_n^2,$$
$$\hat{\lambda}_2=\left(1+\rho\frac{t_0}{T_e}\right)\sigma_n^2,$$
$$\hat{\lambda}_i=\sigma_n^2,i\geqslant3。\tag{8}$$

从式(8)可以得到，传统方法 $\hat{\lambda}$ 仅是信噪比 ρ

的函数,而与参与计算的窗口数量 k 无关。窗口数量的提升,不会改善有用信号特征值的分辨率(幅值大小)。

式(7)与式(8)之间关系为

$$\lambda_1=\hat{\lambda}_1^K,\lambda_2=\hat{\lambda}_2^K,\lambda_i=\hat{\lambda}_i^K。\tag{9}$$

将式(9)按泰勒级数展开,得到

$$(1+x)^m=1+mx+\frac{m(m-1)}{2!}x^2+\cdots+\frac{m(m-1)\cdots(m-n+1)}{n!}x^n+\cdots;-1<x<1。$$

忽略二次及以上项,简化后得到

$$\lambda_1=[1+KA]\sigma_n^{2K},$$
$$\lambda_2=[1+KB]\sigma_n^{2K},$$
$$\lambda_i=\sigma_n^{2K}。\tag{10}$$

为了简化,这里假设

$$A=\rho\frac{T_s-t_0}{T_e},B=\rho\frac{t_0}{T_e}。$$

根据式(10),得到新算法特征值 λ_1、λ_2 和 λ_i 之间的关系为

$$\lambda_1:\lambda_2:\lambda_i=(1+KA):(1+KB):1。\tag{11}$$

根据式(8),传统算法特征值 $\hat{\lambda}_1$、$\hat{\lambda}_2$ 和 $\hat{\lambda}_i$ 之间关系为

$$\hat{\lambda}_1:\hat{\lambda}_2:\hat{\lambda}_i=(1+A):(1+B):1。\tag{12}$$

比较式(11)、(12),在低信噪比条件下,$\rho\approx0$,$A=\rho\frac{T_s-t_0}{T_e}$,$B=\rho\frac{t_0}{T_e}$,$A$、$B\approx0$。此时,使用传统自相关算法构造的矩阵分解后得到的结果,其噪声与两个信号特征值之比趋向于 1∶1∶1(见公式(12)),不能从噪声特征值 $\hat{\lambda}_i$ 中有效地辨出信号特征值 $\hat{\lambda}_1$、$\hat{\lambda}_2$。而采用 MMS 累积得到的相关矩阵,分解后由于 K 为一个大的正整数,能有效增加 λ_1、λ_2 与其他特征值 λ_i 之间的差异。

4　实验与分析

综合考虑算法的计算量、采样样本数和仿真时间,参考文献[3],本文使用自相关、互相关性非常好的 Gold 码作为扩频序列,码长设为 63,调制类型设为 QPSK,信噪比设为 SNR=-30 dB[3],此时可预先估计出载波频率 f_0、符号周期 T_s、码片周期 T_c。此时,$\rho=0.001$,并设置 $K\times N=10\,000$个分析窗口,对算法进行验证。采样周期 $T_e=T_c=T_s/P$,采样窗口周期设为 T_s,为了方便计算,信道内没有多径干扰,失步系数设定为 $T_0/T_s=0.4$,失步时间 t_0 未知,也可通过式(10)得出。

按照上述参数设置,最终分解后的特征值为$A=0.037\,8$,$B=0.025\,2$。

从图 2 可以看出,$\hat{\lambda}_1$、$\hat{\lambda}_2$、$\hat{\lambda}_i$ 的比例关系接近 1∶1∶1[4],信号特征值完全湮没在噪声特征值的波动之中。图 2 与理论计算(式(12))相吻合,此时不能独立分离出两个信号特征值。$\hat{\lambda}_1$、$\hat{\lambda}_2$、$\hat{\lambda}_i$ 的比例关系为

$$\hat{\lambda}_1:\hat{\lambda}_2:\hat{\lambda}_i=(1+A):(1+B):1=1.0378:1.0252\approx1:1:1。$$

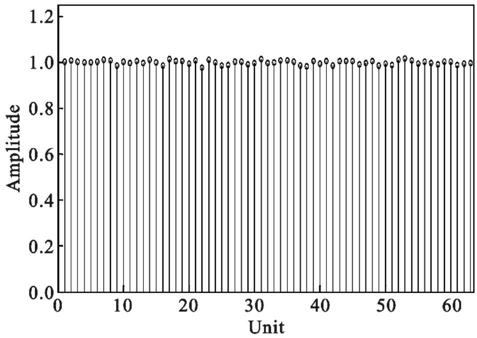

图 2　传统 EVD 子空间分解后的特征值

Fig. 2 The eigen values by using traditional EVD subspace decomposition

采用 MMS 算法后,设定 $K=8$,$N=1250$,同样在10 000个窗口条件下进行仿真,结果如图 3 所示。$\lambda_1:\lambda_2:\lambda_i$ 之间比例关系为

$$\lambda_1:\lambda_2:\lambda_i=(1+KA):(1+KB):1\approx1.3:1.2:1。$$

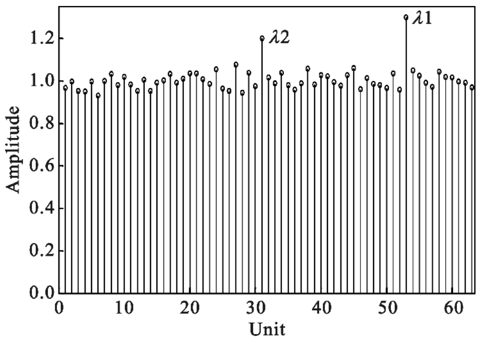

图 3　MMS 算法 $K=8$、$N=1250$ 条件下特征值

Fig. 3 The eigen values based on MMS algorithm when $K=8$ and $N=1250$

此时,由于 λ_1、λ_2 受 K 的系数乘积的扩大,能明显分辨出信号特征值 λ_1、λ_2 与噪声特征值 λ_i 之间的差异。对比传统方法的图 2 和使用 MMS 算法的图 3 可以看出,MMS 算法在低信噪比环境下的特征值提取上有巨大的优势。定量来说,采用 MMS 算法后,有用信号特征值 A 增大为原来 0.3/0.0378≈7.9 倍,有用信号特征值 B 增大为原来 0.2/0.0252≈7.9 倍。

同样,在不改变总窗口数量10 000的条件下,调整分段数,使 $K=20$、$N=500$,信号特征值与噪声特

征值比例关系理论上应为

$\lambda_1:\lambda_2:\lambda_i=(1+KA):(1+KB):1\approx1.75:1.5:1$，图 4 证明了这一理论推导。同理，比较图 3 和图 4 可知，随着 K 的增加，信号特征值 λ_1、λ_2 与噪声特征值 λ_i 的差异越来越明显。但由于总窗口数 $K\times N$ 保持不变(为10 000)，数量并未增加。K 的增加，导致每段内窗口数 N 的减小；样本数 N 的减小，导致噪声对分解矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的影响增大，每个分段求出的相关矩阵特征值的均方差波动变大，所以累乘方法求出的信号特征值的均方差波动比传统算法大。

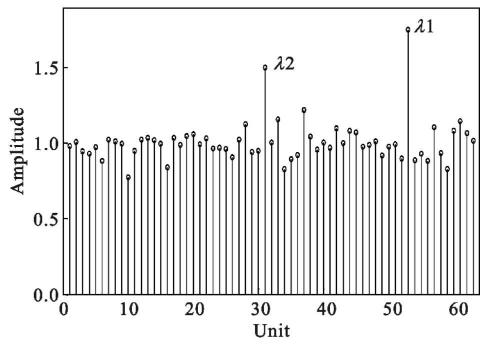

图 4 MMS 算法 $K=8$、$N=500$ 条件下特征值

Fig. 4 The eigen values based on MMS algorithm when $K=20$ and $N=500$

为了克服这一缺点，MMS 算法适用于存在足够分析窗口条件下，即样本数足够多，此时 N 和 K 都能取得一个较大的数值，N 的增大可减小每个相关矩阵的均方差波动，K 的增大可提高信号特征值分辨率。

将信号特征值 λ_1、λ_2 代表的特征矢量组合，可得到待估计的 Gold 码，组合方法见文献[5]，由于不是本文讨论重点，此处不再详述。

由于该算法的计算结果仅依赖于采样样本数，与计算次数无关，对同一样本进行计算得到的结果相同，所以未采用蒙特卡洛方法进行重复计算。

5 结束语

本文另辟蹊径，从其待分解的信号采样矩阵入手，提出了一种低信噪比环境下的信号相关矩阵构造方法。这一方法重新设计了相关矩阵的构造算法，利用累乘计算，将各个分段矩阵互乘，从而达到在不增大噪声特征值的基础上增大信号特征值的目的，最终达到扩频信号码型分离的目的，计算量与传统构造方法相似。该算法的提出也符合码分多址(CDMA)低信噪比传输特性，具有较大的实用价值。

通过计算机模拟产生的扩频信号作为输入信号，验证了该算法的理论推导的正确性，仿真结果表明，该算法实际计算与理论推导一致，可有效解决低信噪比条件下无法提取扩频用户码序列的问题。文中考虑到计算量的问题，以 63 位 Gold 码和 QPSK 信号作为调制信号进行验证，由于算法最终区分的信号与噪声矢量完全是以基带形式表现出来，所以实际工程应用中，该算法不依赖其调制种类，可普遍应用于任何 DSSS 信号的码型分离。

下一步工作重点是解决该算法在 N 和 K 取值均较大情况下保证低波动性和高分辨率的问题。

参考文献：

[1] Veen A, Deprettere E, Swindlehurst A. Subspace-based signal analysis using singular value decomposition[M]. New York: Academic Press, 2007: 1277-1308.

[2] Gustafsson T, MacInnes C. A class of subspace tracking algorithms based on approximation of the noise-subspace[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2010, 48(12): 3231-3235.

[3] Zhang T Q, Lin X K, Zhou Z Z. Estimation method for low SNR DS signal spreading code[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2005, 12(1): 1009-1020.

[4] Petre S, Prabhu B, Li J. SPICE: A sparse covariance-based estimation method for array processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 45(10): 451-460.

[5] Nzoza C, Gautier R, Burel G. Blind synchronization and sequences identification in CDMA transmissions[C]// Proceedings of 2004 IEEE Milcom. New York: Academic Press, 2004: 1384-1390.

作者简介：

程 皓(1976—)，男，江苏常州人，2007 年于电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室获信号与系统专业博士学位，现为副教授，主要研究方向为无线信号处理、频谱估计和阵列理论；

CHENG Hao was born in Changzhou, Jiangsu Province, in 1976. He received the Ph. D. degree from National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China in 2007. He is now an associate professor. His research interests include wireless signal processing, spectral estimation, and array theory.

Email: Dr. chenghao@163. com

刘 军(1973—)，男，博士，副教授，主要研究方向为无线组网、自组织网络和计算机网络。

LIU Jun was born in 1973. He is now an associate professor with the Ph. D. degree. His research concerns wirless networking, ad hoc network and computer network.