

基于经验模态分解的有限阵元宽带 自适应阵列 DBF 方法

周 顺 杨 明 刘云志 钱 璟

(总参第六十三研究所, 南京, 210007)

摘要:针对有限阵元条件下宽带自适应阵列自由度不够和抗干扰性能下降的问题,提出一种基于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)的宽带自适应阵列数字波束形成(Digital beamforming, DBF)方法。该方法首先对阵元接收的快拍数据进行EMD处理,然后对各个模态函数矩阵应用线性约束最小方差(Linearly constrained minimum variance, LCMV)波束形成算法求解自适应权矢量,最后对信号进行重构。与传统的基于快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)子带自适应阵列方法相比,该方法具有以下优势:适用于阵元数目受限的宽带自适应阵列,无需事先指定模态函数划分的频段,可以提高阵列处理的自由度。仿真验证了所提方法的有效性。

关键词:经验模态分解;宽带自适应阵列;经验模态自适应阵列;子带

中图分类号:TN911.7

文献标识码:A

文章编号:1005-2615(2011)04-0491-05

Limited Elements Wideband Adaptive Array DBF Method Based on Empirical Mode Decomposition

Zhou Shun, Yang Ming, Liu Yunzhi, Qian Jing

(the 63rd Research Institute of the PLA General Staff Headquarters, Nanjing, 210007, China)

Abstract: To solve the problem of anti-jamming degradation and insufficient freedom for wideband adaptive array with limited array elements, a new wideband digital beamforming (DBF) method based on empirical mode decomposition (EMD) is proposed. Firstly, the received snapshot data of each array element are decomposed by using EMD, and then linearly constrained minimum variance (LCMV) beamforming algorithm is applied on each intrinsic mode function (IMF) matrix to optimize adaptive weight vector. Finally, the signal is reconstructed. Compared with the traditional fast Fourier transform (FFT) subband adaptive array, the proposed method has the following advantages: it is applicable to wideband adaptive array with limited array elements, requires no prior information or estimation of the IMFs partition, and increases the array processing freedom. Simulations are conducted to verify the validity.

Key words: empirical mode decomposition; wideband adaptive array; empirical mode adaptive array; subband

自适应阵列能够在空域上实现自适应的干扰抑制,它根据一定的自适应准则计算阵列的加权矢量,采用数字波束形成(Digital beamforming, DBF)技术对接收到的信号进行加权合并,在期望

信号方向上形成主波束,而在干扰信号方向上形成零陷,从而提高期望信号的信干噪比(Signal-to-Interference-plus-noise ratio, SINR)。实践证明:自适应阵列可以极大增强移动终端的抗干扰性

基金项目:解放军理工大学预研基金(2009TX15)资助项目。

收稿日期:2010-10-19;修订日期:2011-03-20

通讯作者:杨明,男,工程师,1968年5月生,E-mail:by9403@yahoo.cn。

能^[1],但移动终端必须采用结构简单的阵列天线,以满足移动性和低成本的要求,这就需要研究自适应阵列在有限阵元条件下的性能。可是对有限阵元的常规自适应阵列,当期望信号和干扰信号总数超过阵元数时,其抗干扰性能下降很大。此外,宽带自适应阵列处理面临的主要问题是增加自适应阵列天线处理带宽的同时也会增加阵列的散布度,而且抑制一个宽带干扰需要的处理自由度也会随着带宽的增加而增加。为了克服有限阵元自由度不够和带宽增加带来的问题,近年来有学者将子带处理的方法引入自适应阵列中,称为子带自适应阵列(Subband adaptive array, SBAA),SBAA能够增加阵列处理的自由度,而不需要增加阵列单元数量,并适合宽带处理。文献[2]使用FFT和IFFT算法来实现宽带信号的子带分解和合成,另外一种实现子带的方法就是采用QMF滤波器组^[3]。这两种方法中子带的带宽和中心频率是人为设定的,子带一经划分就是固定的模式,而实际的信号,不论是干扰信号还是期望信号,都不可能一成不变,某些子带可能没有信号,而另外一些子带则可能过于拥挤,这样就无法达到对多个信号在频域的分隔,也就达不到增加阵列处理自由度的目的。

希尔伯特-黄变换(Hilbert-huang transform, HHT)分析方法是信号处理领域里的最新技术^[4],HHT分析方法的核心部分是采用经验模态分解方法(Empirical mode decomposition, EMD)将任意复杂信号分解成数量有限的本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF),这种分解依据信号波形内蕴的特征尺度参数进行筛分^[5],不仅具有局部时频特性,而且分解具有自适应特性及较明确的物理意义。由于特征尺度参数是基于实际测量的数据,因此,根据特征尺度参数对数据进行筛分所得到的IMF表征了信号在某一特征尺度上的模态^[6-7]。由于干扰和期望信号的特征尺度不同,经过EMD分解,他们会被分解为不同的IMF,由此可以构造一种新型的滤波方式——时间尺度滤波。文献[8]将EMD应用于窄带水声信号DOA估计,而本文提出将EMD时间尺度滤波器组与自适应阵列相结合,即把宽带信号分解为一组IMF,之后再行自适应阵列信号处理,最后重构信号。本文结合阵元数目受限的线性约束最小方差(Linearly constrained minimum variance, LCMV)波束形成器,引入EMD到自适应阵列中,提出经验模态自适应阵列

(Empirical mode adaptive array, EMAA)的处理结构。与传统的基于FFT算法的子带自适应阵列方法相比,该方法具有以下优势:阵元数目受限的自适应阵列性能较好,无需事先指定模态函数划分的频段,可以提高阵列处理的自由度。

1 阵列模型和LCMV波束形成器

自适应阵列具有一组阵列天线,可对空间传播信号进行空间采样,信号源辐射出的电磁波经过足够距离的传播之后可被认为是一个平面波被天线阵列采样,采样信号既包含信号的内容,又有信号源的位置信息。为了获得这些信息,必须去掉他不需要的信号,而阵列天线能够选择从特定方向来的信号,DBF技术提供了灵活的空间选择能力。

为了简化问题,考虑一个 M 元均匀线阵(Uniform linear array, ULA),用 $\mathbf{x}(k)$ 表示阵列单元接收到的 $M \times 1$ 的矢量信号,那么 $\mathbf{x}(k)$ 可表示为^[9]

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{s}(k) + \mathbf{i}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{s}(k)$ 、 $\mathbf{i}(k)$ 和 $\mathbf{n}(k)$ 分别为统计独立的期望信号矢量、干扰信号矢量和噪声矢量的一个快拍采样值。空间波束形成把一个复数加权矢量 \mathbf{w} 和接收的信号 $\mathbf{x}(k)$ 加权求和得到波束形成器的输出 $y(k)$,加权求和的公式如下

$$y(k) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(k) \quad (2)$$

依据不同的自适应算法求解的加权矢量可以调节输出的方向增益。

LCMV波束形成器在约束从特定方向入射的期望信号为指定增益条件下,最小化阵列输出功率 P ,同时在干扰方向形成零陷^[10]。LCMV准则的方程式为

$$\begin{aligned} \min P &= \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \\ \text{subject to } & \mathbf{C}^H \mathbf{w} = \mathbf{f} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}(k)^H]$ 为 $M \times M$ 数据自相关矩阵; \mathbf{C} 为 $M \times L$ 的约束矩阵; \mathbf{f} 为增益约束矢量。典型的 \mathbf{C} 和 \mathbf{f} 形式如下

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= [\mathbf{a}(\phi_0), \mathbf{a}(\phi_1), \dots, \mathbf{a}(\phi_{L-1})] \\ \mathbf{f} &= [1, 0, \dots, 0]^T \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{a}(\phi_0)$ 为期望信号的操纵矢量,定义为

$$\mathbf{a}(\phi_0) = [1, e^{-j\phi_0}, \dots, e^{-j(M-1)\phi_0}]^T \quad (5)$$

而 $\mathbf{a}(\phi_i)$, $1 \leq i \leq L-1$,为干扰信号的操纵矢量。对于一个从 θ_i 角度入射的信号,相位角 ϕ_i 定义为

$$\phi_i = \frac{2\pi d \sin \theta_i}{\lambda} \quad (6)$$

式中: d 为阵元间距; λ 为波长。 \mathbf{R}_{xx} 由采样数据的自相关矩阵的估计来表示。

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}(k) \mathbf{x}(k)^H \quad (7)$$

本文采用单线性约束LCMV算法求解最优加权矢量^[11],其约束矩阵 $\mathbf{C} = \mathbf{c}_0 = \mathbf{a}(\phi_0)$,增益约束矢量 $\mathbf{f} = 1$,由方程(3)解出最优加权矢量为

$$\begin{aligned} \omega_{\text{opt}} &= P_{\min} \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{c}_0 = \\ & (\mathbf{c}_0^H \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{c}_0)^{-1} \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{c}_0 \end{aligned} \quad (8)$$

2 经验模态分解及时间尺度滤波器

经验模态分解的目的是把一个多分量信号 $x(t)$ 分解为一些虚拟的单分量本征模态函数 $c_i(t)$,以及非零均值的低阶多项式剩余量 $r_n(t)$

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (9)$$

每个本征模态函数(IMF)满足以下两个条件:

(1) 在整个数据范围内,极值点和过零点的数量必须相等或者最多相差一个;

(2) 在任何点处,所有极大值点形成的包络线和所有极小值点形成的包络线的平均值始终为零。

这个从复杂信号中分离出IMF的过程,也称为筛选过程,详细的步骤^[12-14]如下:

(1) 找出 $x(t)$ 信号的所有局部极大值点,同样找出信号的所有局部极小值点。

(2) 将找到的极大值点用三次样条函数插值拟合成原数据序列的上包络线 $e_{\max}(t)$,并将极小值点用三次样条函数插值拟合成原数据序列的下包络线 $e_{\min}(t)$ 。

(3) 计算上、下包络线的均值

$$m_1(t) = (e_{\max}(t) + e_{\min}(t))/2 \quad (10)$$

(4) 用原数据序列减去该均值得到一个新的数据序列

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (11)$$

(5) 将 $h_1(t)$ 作为原始数据序列,重复上述(1~4)过程 k 次,直到 $h_1(t)$ 满足IMF定义的要求,所得到的均值趋向于零为止,这样就得到了第一阶的IMF分量,记为 $c_1(t)$,它代表了 $x(t)$ 中具有最高瞬时频率的分量

$$\begin{aligned} h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) &= h_{1k}(t) \\ c_1(t) &= h_{1k}(t) \end{aligned} \quad (12)$$

(6) 用原信号 $x(t)$ 减去IMF分量 $c_1(t)$,得到剩余量

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (13)$$

将 $r_1(t)$ 作为初始数据,重复(1~5)的步骤,得到第二阶IMF分量 $c_2(t)$,按上述过程重复 n 次得到 n 个IMF分量

$$\begin{aligned} r_1(t) - c_2(t) &= r_2(t) \\ &\vdots \\ r_{n-1}(t) - c_n(t) &= r_n(t) \end{aligned} \quad (14)$$

当 $c_n(t)$ 和 $r_n(t)$ 满足给定的终止条件时,迭代过程结束。

3 经验模态自适应阵列(EMAA)

对于前述的 M 个阵元的天线阵,假定接收 K 个快拍的采样数据,得到原始数据矩阵

$$\mathbf{X}_{M \times K} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(K) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M(1) & x_M(2) & \cdots & x_M(K) \end{bmatrix} \quad (15)$$

若对 $\mathbf{X}_{M \times K}$ 每一行的采样数据 x_i 进行经验模态分解,可得到

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_i &= [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(K)] = \sum_{j=1}^N \mathbf{c}_j^{(i)} + \mathbf{r}_N^{(i)} \\ i &= 1, 2, \dots, M \end{aligned}$$

其中: $\mathbf{c}_j^{(i)} = [c_j^{(i)}(1), c_j^{(i)}(2), \dots, c_j^{(i)}(K)]$ 为第 j 阶的IMF; $\mathbf{r}_N^{(i)}$ 表示EMD剩余量; N 为EMD所得到的IMF个数。取出每一行采样数据相同阶的IMF,组合为经验模态函数矩阵

$$\mathbf{c}_j = \begin{bmatrix} c_j^{(1)}(1) & c_j^{(1)}(2) & \cdots & c_j^{(1)}(K) \\ c_j^{(2)}(1) & c_j^{(2)}(2) & \cdots & c_j^{(2)}(K) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_j^{(M)}(1) & c_j^{(M)}(2) & \cdots & c_j^{(M)}(K) \end{bmatrix} \quad (16)$$

对此矩阵采用LCMV算法,由式(8)计算第 j 阶IMF的加权矢量为

$$\mathbf{w}_j = [\omega_j^{(1)}, \omega_j^{(2)}, \dots, \omega_j^{(M)}]^T \quad (17)$$

自适应加权输出为

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{w}_j^H \mathbf{c}_j = [y_j(1), y_j(2), \dots, y_j(K)] \quad (18)$$

由于对EMD的重构只需要把各阶IMF叠加即可,所以将 $j=1, 2, \dots, N$ 组加权输出计算之后,可以把他们重构为真实的自适应阵列输出

$$\mathbf{Y} = [y(1), y(2), \dots, y(K)] = \sum_{j=1}^N \mathbf{y}_j \quad (19)$$

这便是EMAA的基本流程。如图1所示为二阵元EMAA的基本结构。

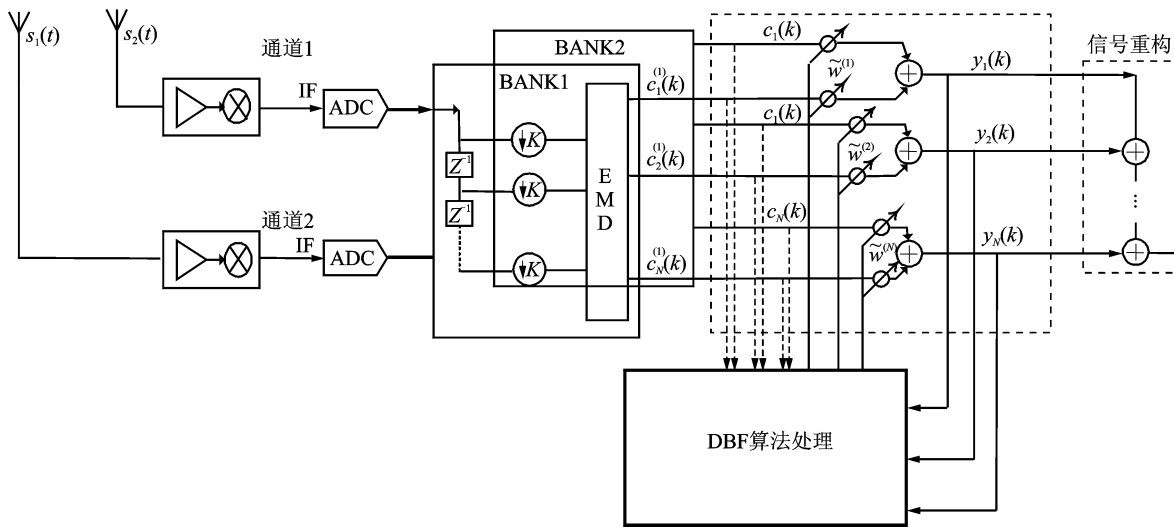


图1 二阵元EMAA的基本结构

4 仿真试验结果

通过仿真验证EMAA在阵元数目受限条件下的抗干扰能力,并和基于FFT的传统子带算法相比较。图2为仿真试验的阵列和信号环境示意图,仿真采用二元均匀线阵建模,阵元间距为半波长,期望信号用BPSK调制,带宽以归一化频率表示为0.5,入射方位角位于 -30° ,信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)为0 dB,此外假设有3个恶意强干扰:方位角位于 40° 的宽带扫频干扰(中心频率为归一化频率0.375,带宽为0.25),位于 -60° 的单音干扰(归一化频率0.0625),位于 0° 的单音干扰(归一化频率0.03125)。3个干扰信号的干噪比(Jamming-to-noise ratio, JNR)分别为20,25和25 dB。所以期望信号的SINR约为 -28 dB。采样数据块长度设为800。

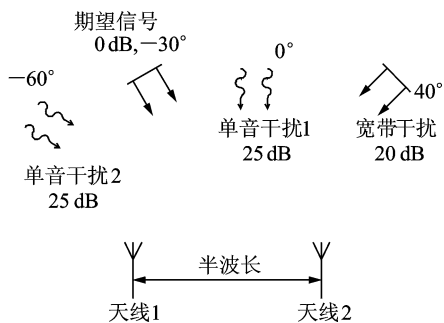
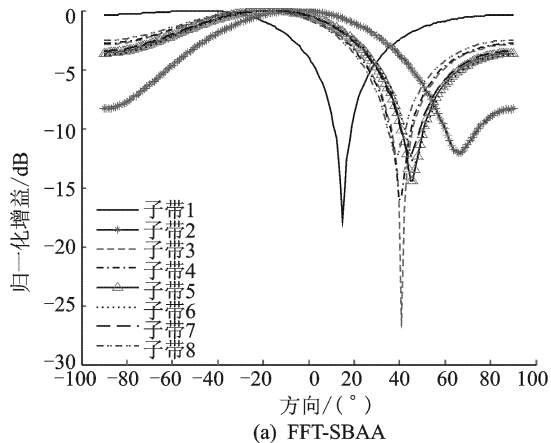
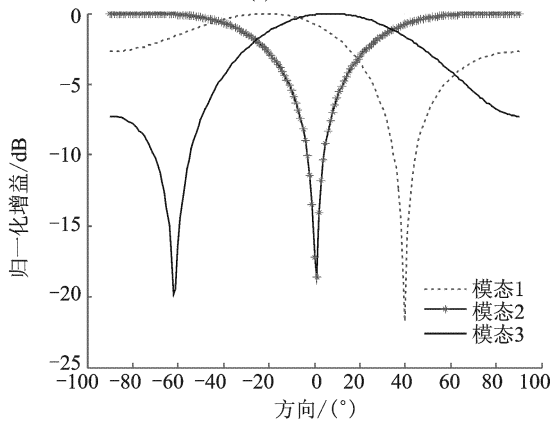


图2 仿真试验的阵列和信号环境示意图

两个单音干扰所在的方向无法形成零陷,这是因为两个单音正好位于同一个子带。经过100次仿真得到的平均SINR约为 -18.6 dB。说明SBAA的处理增益大约为10 dB。



(a) FFT-SBAA



(b) EMAA

图3 天线增益方向图

首先用基于FFT算法的SBAA对此阵列信号进行处理,子带个数设为8个,采用LCMV算法得到如图3(a)所示的天线增益方向图,SBAA仅在宽带扫频干扰所在的 40° 方向形成了零陷,而在另外

如图4所示,采用EMAA对阵列信号进行处理,输入阵列信号首先被EMD分解为3个经验模

态函数模态1,模态2和模态3,然后对模态函数信号应用LCMV准则求解自适应权值,3组模态对应的天线增益方向图如图3(b)所示,可见在每个模态分别对应了一个干扰信号,并分别在 40° , 0° 和 -60° 方向形成了零陷,经过100次蒙特卡罗仿真得到的平均SINR为 -2.8 dB,可知EMAA的处理增益约为26 dB。

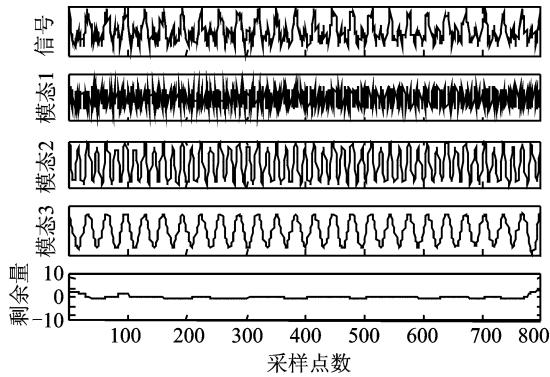


图4 EMD分解所得的IMF

5 结束语

移动终端必须采用结构简单的阵列天线,以满足移动性和低成本的要求,它具有有限阵元和宽带的特点,处理自由度对其抗干扰性能影响很大。子带自适应阵列(SBAA)能够增加阵列处理的自由度,但是固定的子带划分模式无法适应多变的信号环境,达不到增加阵列处理自由度的目的。本文将EMD时间尺度滤波器组与自适应阵列相结合,结合阵元数目受限的LCMV波束形成器,提出经验模态自适应阵列(EMAA)的处理结构。与传统的基于FFT算法的子带自适应阵列方法相比,该方法对阵元数目受限的宽带自适应阵列性能较好,无需事先指定模态函数划分,可以提高阵列处理的自由度。对二元阵列仿真的结果说明,SBAA的SINR的提高约为10 dB,EMAA的SINR提高约为26 dB。

参考文献:

[1] Liberti J C, Rappaport T S. Smart antenna for wireless communications: IS-95 and third generation CDMA applications [M]. NJ: Prentice Hall PTR, 1999:81-82.

- [2] Godara L C. Application of the fast Fourier transform to broadband beamforming[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1995, 98(1): 230-240.
- [3] Chandran S. Wideband adaptive beamforming with improved radiation characteristics[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(5): 1969-1973.
- [4] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [5] 盖强,张海勇,徐晓刚. Hilbert-Huang变换的自适应频率多分辨分析研究[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 563-566.
- [6] 谭善文,秦树人,汤宝平. Hilbert-Huang变换的滤波特性及其应用[J]. 重庆大学学报:自然科学版, 2004, 27(2): 9-12.
- [7] 王春,彭东林. Hilbert-Huang变换及其在去噪方面的应用[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 42-45.
- [8] 李关防,惠俊英. 基于经验模态分解的模态域MV-DR方法研究[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 942-946.
- [9] Vouras P G, Tran T D. Wideband adaptive beamforming using linear phase filterbanks[C]//the Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2006: 2295-2299.
- [10] Haykin S. Adaptive filter theory[M]. NJ: Prentice Hall PTR, 1996:115-119.
- [11] 龚耀寰. 自适应滤波——时域自适应滤波和智能天线[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003:202-203.
- [12] Flandrin P, Rilling G, Goncalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 112-114.
- [13] Kopsinis Y, McLaughlin S. Investigation and performance enhancement of the empirical mode decomposition method based on a heuristic search optimization approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 1-13.
- [14] Rilling G, Flandrin P, Gon P. On empirical mode decomposition and its algorithms [C] // IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP-2003). Grado, Italy: IEEE, 2003: 8-11.