

一种改进的自适应加权中值滤波算法研究

屈正庚¹ 牛少清²

(1. 商洛学院 数学与计算机应用学院 陕西 商洛 726000;

2. 西安交大捷普网络科技有限公司 陕西 西安 710075)

摘要: 图像在传输和处理过程中不可避免地存在边缘、细节信息破坏、垃圾噪声加载等问题,需要对输出图像进行过滤。对此,分析了几种典型的改进后的中值滤波算法,在此基础上提出了一种新的自适应加权中值滤波算法(WAMF)。该算法汲取了常见中值滤波算法的优缺点,通过噪声检测确定图像中的噪声点,根据窗口中噪声点的数量自适应调整滤波窗口的大小,像素点在滤波窗口中按照特定规律自适应分组,按照相似度值给各组像素点分配权重值,对检测到的噪声进行合理滤波。仿真结果表明,WAMF算法不仅可以有效去除噪声,而且较好地保存了图像细节,滤波性能优于常见中值滤波算法。

关键词: 图像去噪; 标准中值滤波; 噪声检测; 自适应加权中值滤波

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)12-0086-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.12.019

Research on an Improved Adaptive Weighted Median Filtering Algorithm

QU Zheng-geng¹ NIU Shao-qing²

(1. School of Mathematics and Computer Application, Shangluo University, Shangluo 726000, China;

2. Xi'an Jiaotong University Jiepu Network Technology Co., Ltd., Xi'an 710075, China)

Abstract: In the process of transmission and processing, there inevitably exist problems such as edge detail information destruction, garbage noise loading and so on, so the output image needs to be filtered. In view of this, several typical improved median filtering algorithms are analyzed. On the basis, we propose a new adaptive weighted median filtering algorithm (WAMF). This algorithm captures the advantages and disadvantages of the common median filtering algorithm. The noise point in the image is determined by noise detection. The size of the filter window is adaptively adjusted according to the number of noise points in the window. Pixels are adaptively grouped in the filter window according to specific rules. According to the similarity value, weight values are assigned to each group of pixels, and the detected noise is properly filtered. The simulation shows that the WAMF algorithm not only can effectively remove the noise, but also preserves the details of the image better. Its filtering performance is better than the common median filtering algorithm.

Key words: image denoising; standard median filtering; noise detection; adaptive weighted median filtering

0 引言

目前在很多领域里,获取信息的一个主要手段是数字图像技术,但是数字图像在采集、传输、变换、处理过程中不可避免地会引入不同程度的噪声,降低图像的质量。因此,噪声去除是图像处理的一个关键环节。目前较为常见的数字图像去噪技术有线性滤波和非线性滤波,线性滤波技术在一定程度上造成图像边缘模糊,导致信息丢失;非线性滤波技术可以克服线性滤波的缺点,在实际中应用广泛,而中值滤波就是其中

之一^[1]。

中值滤波对长尾概率分布噪声有比较好的平滑性能,且能很好地保留图像细节,但是滤波性能与窗口大小有很大关系,而且该算法在噪声抑制和细节保留之间存在矛盾。

为了解决该问题,文中提出了一种新的自适应加权中值滤波算法(WAMF),继承了中值滤波的优点,解决了中值滤波的缺点,从而更好地提高噪声处理能力和图像细节保持能力^[2]。

收稿日期: 2017-12-13

修回日期: 2018-04-19

网络出版时间: 2018-07-04

基金项目: 国家自然科学基金(61173190); 陕西省教育科研计划项目(16JK1236); 商洛市科学技术研究发展计划项目(SK2016-33)

作者简介: 屈正庚(1982-),男,硕士,副教授,研究方向为协同设计与网络控制、电子商务。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180703.1510.004.html>

1 常见数字图像噪声模型

数字图像在采集和传输过程中受到环境条件的影响产生了噪声,典型的噪声有如下几种:

(1) 均匀分布噪声: 等概率对图像中每个像素点产生噪声,其概率密度如式 1 所示,方差和期望值如式 2 所示:

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a \leq z \leq b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mu = \frac{a+b}{2} \\ \sigma = \frac{(b-a)^2}{12} \end{cases} \quad (2)$$

(2) 高斯噪声: 又叫正态噪声,概率密度的描述如下:

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

其中, z 表示图像灰度值; μ 表示 z 的期望值; σ 表示 z 的标准差。

高斯噪声处理起来简单容易,应用广泛。

(3) 椒盐噪声: 又称脉冲噪声,是一种最典型的噪声,对图像质量具有极大的影响。一般持续时间小于 0.5 s,间隔时间大于 1 s,概率密度描述如下:

$$p_z(z) = \begin{cases} p_a & z = a \\ p_b & z = b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

如果 $b > a$, 则 b 将以点概率成为图像中一个亮点, a 成为一个暗点。

(4) 伽马噪声: 被称为爱尔兰噪声,其概率密度函数如下:

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $a > 0$, b 为正整数。如果 $b = 1$ 时,就成了指数分布概率密度函数,即指数分布噪声是伽马噪声的一个特例。

2 常见中值滤波去噪算法

2.1 标准中值滤波算法 (standard median filter, SMF)

基本思想: 选择当前图像窗口中心点像素作为噪

$$AM_{ij} = \begin{cases} \lfloor SM_{ij} - \left| \frac{Rws+1}{2} - \frac{Rws-1}{2} \right| * \frac{\left| \text{rank}(w_{ij}) - \frac{ws+1}{2} \right|}{\frac{ws-1}{2}} \rfloor & \text{if } \text{rank}(X_{ij}) \leq \frac{ws+1}{2} \\ \lfloor SM_{ij} - \left| \frac{Rws+1}{2} + 1 - \frac{Rws-1}{2} \right| * \frac{\left| \text{rank}(w_{ij}) - \frac{ws+1}{2} \right|}{\frac{ws-1}{2}} \rfloor & \text{if } \text{rank}(X_{ij}) > \frac{ws+1}{2} \end{cases} \quad (7)$$

声滤波的对象,图像窗口大小根据实际情况随机调整,一般采取 3×3 正方形窗口。像素点按照灰度值进行排序,选取平均值作为当前像素点的灰度值^[3]。

此算法简单、高效,处理椒盐噪声特别好,但是缺乏判断图像中所有像素点是否存在噪声,因此对图像中所有像素点都要进行滤波,容易破坏图像边缘和细节信息^[4]。

2.2 带权值的中值滤波算法 (weighted median filter, WMF)

带权值的中值滤波算法的思想基本和标准中值滤波算法一样,不同之处在于对图像窗口所有像素点设置权重值,然后对像素点按照权重值出现次数的多少进行排序。

假设输入图像窗口的像素点集合为 $\{X(*, *)\}$, 输出图像窗口像素点集合为 $\{Y(*, *)\}$, 滤波操作像素点为 (s, t) , 以 (s, t) 为中心点选取一个滤波窗口 Win 为 $(2N+1) \times (2N+1)$, 其权值 $\text{Weight} = \{h(i, j) \mid (i, j) \in \text{Win}, \sum_{(i, j) \in \text{Win}} h(i, j) = C\}$, C 取奇数,且大于或等于图像窗口。对图像窗口像素点排序时,任意像素点 $X(i, j)$ 需要重复 $h(i, j)$ 次,中心点像素 (s, t) 值为 $Y(s, t) = \text{median}\{h(i, j) \text{ 个 } X(i, j) \mid X(i, j) \in \text{Win}\}$ 。

以一维图像滤波窗口 Win 为例,选取中心点 $X(4, 0)$, 以这个中心点左右各取一个像素点进行滤波,得到中心点像素 Y 为:

$$Y(0, 0) = \text{median}\{X(3, 0), X(3, 0), X(4, 0), X(4, 0), X(4, 0), X(5, 0), X(5, 0)\} \quad (6)$$

通过给图像窗口每个像素点设置权重值,加强滤波像素点与其他像素点的联系,发现 WMF 滤波算法和 SMF 滤波算法相比,更好地保护了图像边缘和细节信息,较好地去除了噪声^[5]。

2.3 自适应中值滤波算法 (adaptive median filter, AMF)

为了克服 SMF 和 WMF 的不足,Chang 等提出了一种改进的自适应中值滤波方法。滤波原理如式 7 所示:

其中, w_s 表示窗口大小; R_i 表示第 i 个像素点值; $\text{rank}(X)$ 表示像素点 X 在序列中的位置; (i, j) 表示中心像素点, 对像素点 (i, j) 进行 AM 滤波后的值是 AM_{ij} 。

3 自适应加权中值滤波算法 (weighted adaptive median filter, WAMF)

AMF、WMF 算法虽然对图像细节信息、去噪性能具有非常大的优势, 但是对高密度噪声去噪效果不好, 多细节图像的边缘处理能力不佳。因此提出了一种改进的自适应加权中值滤波算法 (WAMF) [6]。

3.1 基本原理

利用动态改变窗口滤波、中心加权中值滤波的技术。首先在图像上移动 3×3 的窗口来进行噪声检测, 并把像素点划分为噪声点与非噪声点两种类型; 然后根据噪声点的数量自适应调整滤波窗口的大小, 并且基于相似性按照一定的规则, 合理地对所有像素点进行自适应分组, 并且对每组像素点赋予权重值; 最后对图像中的噪声点进行加权中值滤波。该算法可以解决噪声抑制与细节保留的矛盾, 通过自适应调整滤波窗口和每个像素点的分组并给予每组像素点以相应的权值, 从而有效提高了自适应图像处理和细节保持能力 [7-8]。

3.2 基本步骤

该算法分为三个步骤: 首先对图像窗口像素点进行噪声检测; 其次根据图像窗口噪声像素点的数量自适应调整滤波窗口大小; 最后确定滤波窗口中每个像素点权重值, 并利用加权中值滤波算法去除噪声 [9]。

3.2.1 图像噪声检测

在图像窗口 3×3 方形中进行噪声处理, 假设像素中心点 (i, j) 的灰度值是 $f(i, j)$, 则当前窗口中所有像素点的灰度值集合为: $S_{ij} = \{f(i+k, j+r) \mid k, r = -1, 0, 1\}$, 计算窗口内所有像素的平均值: $\text{Average}(S_{ij}) = \frac{1}{9} \sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 f(i+k, j+r)$ 。

假设 S_{ij} 中最小灰度值是 Z_{\min} , 最大灰度值是 Z_{\max} , 则噪声像素点可以通过下列条件决定: 如果中心点像素值为 $f(i, j) = Z_{\max}$ 或 $f(i, j) = Z_{\min}$ 以及 $|f(i, j) - \text{Average}(S_{ij})| > d_{ij}$ 时, 判断 (i, j) 为噪声像素点, 标记为 $N(i, j) = 1$, 非噪声像素点标记为 $N(i, j) = 0$ 。人类视觉效果定义噪声检测阈值为: $d_{ij} =$

$$\frac{1}{3} \sqrt{\sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 |f(i+k, j+r) - \text{Average}(S_{ij})|^2}。$$

3.2.2 滤波窗口尺寸的确定

该算法根据当前图像窗口噪声像素点数量自适应确定滤波窗口大小。假设在 3×3 的图像窗口中寻找

噪声像素点的数量, 当中心点像素是噪声像素时, 计算

$$\text{Num}(S_{ij}) = \sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 N(i+k, j+r)。$$

该滤波窗口的大小 L_{ij} 被自适应确定为 $\text{Num}(S_{ij})$, 依赖于 3×3 窗口中噪声像素的数量。计算公式为:

$$L_{ij} = \begin{cases} 3 \times 3, & \text{Num}(S_{ij}) \in \{1, 2, 3\} \\ 5 \times 5, & \text{Num}(S_{ij}) \in \{4, 5, 6\} \\ 7 \times 7, & \text{Num}(S_{ij}) \in \{7, 8, 9\} \end{cases} \quad (8)$$

3.2.3 噪声像素滤波

滤波窗口大小和噪声像素点确定以后, 图像像素点分为噪声像素点和非噪声像素点两种类型, 其中非噪声像素点保持原来的灰度值, 噪声像素点采取新的加权中值滤波算法处理噪声。一般在一个相邻区域内, 中心像素点和其周围像素点存在一定的关联性, 则计算滤波窗口中特定像素点 $(i+k, j+r)$ 的灰度值 $f(i+k, j+r)$ 和中心点像素灰度值 $f(i, j)$ 的相似度是 $S(i+k, j+r) = \varphi(|f(i+k, j+r) - f(i, j)|)$ 。其中 φ 是相似函数, $|f(i+k, j+r) - f(i, j)|$ 是独立变量, 需要满足以下条件:

(1) $\varphi(x)$ 在区间 $[0, \infty]$ 内必须是单调递减的函数;

(2) 相似度函数为 $\varphi(x) = \frac{1}{1+x^2}$, 取 $\varphi(0) = 1$, $\varphi(\infty) = 0$;

(3) 相似度的值在 $[0, 1]$ 范围内。如果滤波窗口中特定像素点的灰度值与中心点像素灰度值越接近, 则相似度越大, 反之越小 [10-11]。

利用相似度函数计算滤波窗口中所有像素点相似值并从小到大排序, 根据相似值进行像素点分组并赋予相应权重值, 采取加权中值滤波算法处理噪声 [12]。

假设噪声点像素灰度值为 $f(i, j)$, 滤波窗口大小为 $L_{ij} = (2n+1) \times (2n+1)$, $n \in \{1, 2, 3\}$, 然后进行自适应操作, 该滤波过程如下:

(1) 计算滤波窗口中每个像素点 $(i+k, j+r)$ 的相似值:

$$\text{simila}(i+k, j+r) = \frac{1}{1 + (f(i+k, j+r) - f(i, j))^2}, \quad k, r \in [-n, n] \quad (9)$$

(2) 对滤波窗口中所有像素点 $(i+k, j+r)$ 的相似值 $(2n+1) \times (2n+1)$, $n \in \{1, 2, 3\}$ 从小到大排序, 然后进行分组, 分成 $2n+1$ 个。每个组都有 u 个像素点 ($u = 2n+2$), 对每组像素点排序号为 $(w-1)_{u+1}$ 到 w_u ($w = 1, 2, \dots, 2n$)。组号 $w = 2n+1$ 时, 只有一个像素点 (即最大相似度点)。组号 w 中像素点 $(i+k, j+r)$

$r)$ 的灰度值 $f(i+k, j+r)$ 能赋予一个对应的权重值 $w(w=1, 2, \dots, 2n+1)$ [13]。

(3) 对滤波窗口中心点像素 (i, j) 进行加权中值滤波, 噪声点滤波以后的灰度值为:

$$g(i, j) = \text{weighted_Med}\{f(i-n, j-n), f(i-n, j-n+1), \dots, f(i+n, j+n)\} \quad (10)$$

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真环境

为了验证该算法滤波的效果, 与 SMF、AMF 算法

进行比较。在 Matlab 7.0 平台上对大小为 $256 \times 256 \times 8$ 的 Lena 图像进行去噪处理, 添加不同程度的噪声 5%、10%、30%、40% 和 60% 的脉冲, 分别采用 3×3 窗口、 5×5 窗口进行测试, 应用 SMF、AMF 算法和提出的新算法(WAMF)进行噪声去除 [14]。

4.2 结果分析

为了客观评价算法的滤波性能, 分别选取图像峰值信噪比(PSNR)和归一均方误差(NMSE)作为评价指标, 得到的噪声滤波结果如表 1 所示。图像滤波结果如图 1 所示。

表 1 噪声滤波结果

过滤方法	性能参数	脉冲噪声强度				
		5%	10%	30%	40%	60%
3×3 SMF	PSNR	34.875 4	28.152 1	24.133 3	20.261 1	17.030 1
	NMSE	0.005 5	0.012 0	0.031 1	0.083 7	0.335
5×5 SMF	PSNR	34.470 3	27.859 4	23.920 3	21.117 9	20.014 4
	NMSE	0.009 8	0.010 9	0.013 5	0.018 8	0.079 8
AMF	PSNR	34.786 9	28.064 5	24.030 1	23.165 2	21.931 2
	NMSE	0.008 8	0.010 5	0.012 9	0.018 1	0.033 2
WAMF	PSNR	35.082 0	33.259 9	29.827 1	26.614 7	23.363 0
	NMSE	0.001 8	0.003 4	0.004 9	0.008 1	0.018 8

WAMF 算法与 3×3 或 5×5 滤波窗口的 SMF 算法和 AMF 算法相比, 可以获得更高的 PSNR, 具有低的 NMSE。WAMF 算法中, 干扰噪声越多, PSNR 和 NMSE

的差距就越大。这表明, WAMF 算法在噪声抑制和细节保留方面优于 AMF 算法和 MF 算法。

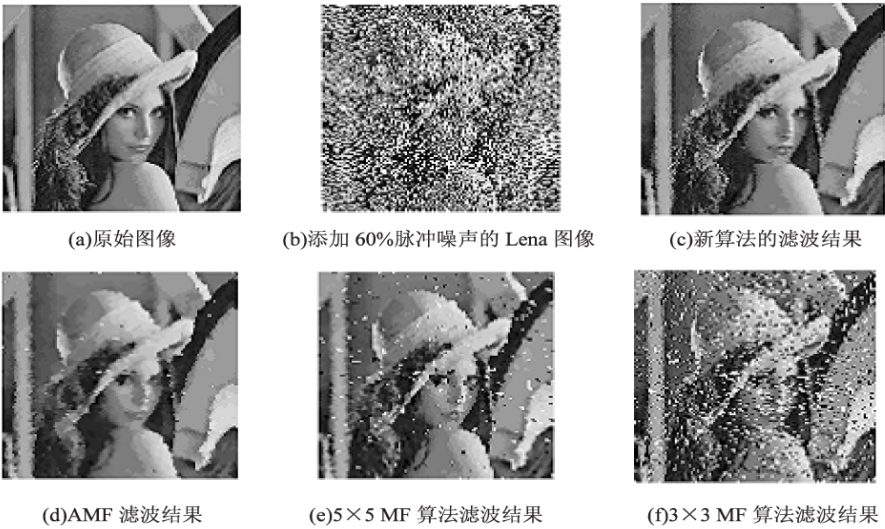


图 1 原始图像、噪声图像和滤波图像

图 1 中 (b) ~ (f) 分别是 Lena 图像含 60% 噪声干扰时和采用不同滤波算法的滤波输出图像。从滤波效果来看, SMF 算法无法很好地消除噪声, AMF 算法仅能以不完全的方式消除噪声, WAMF 算法既可以完全去除噪声, 又能最大程度地保留图像细节 [15]。

从图 1 的滤波结果和表 1 的客观评价值可看出,

WAMF 算法将小窗口中值滤波能很好保留图像细节的性能和大窗口中值滤波能很好去除噪声的能力进行了结合, 在滤波效果和客观评价结果上具有明显优势。

5 结束语

文中提出一种应用于图像处理的新的加权中值滤

波算法,不仅可以 根据图像噪声点的数量自适应调整滤波窗口大小,还可以根据滤波窗口像素点相似度值对像素点进行自动分组,并赋予每组所有像素点权重值。该算法对滤波窗口中心像素点以及周围相似度接近的像素点赋予较大的权重值,所以较好地保护了图像的细节,解决了噪声去除和图像细节保留之间的矛盾,是一种性能良好、效率高的图像处理技术。

参考文献:

- [1] 方 政,胡晓辉,陈 永.基于多方向中值滤波的各向异性扩散滤波算法[J].计算机工程与应用,2017,53(4):195-199.
- [2] 沈德海,侯 建,鄂 旭,等.基于米字型窗口中值加权的滤波算法[J].计算机技术与发展,2017,27(9):78-81.
- [3] 苏育挺,张天娇,张 静,等.基于局部二值模式的中值滤波检测算法[J].计算机应用研究,2016,33(1):258-261.
- [4] 雷 芸.基于中值预滤波的非局部平均去噪算法[J].微电子学与计算机,2015,32(5):138-142.
- [5] 黄 燕,雷 涛,樊养余,等.基于自适应窗口的裁剪中值滤波方法[J].计算机科学,2015,42(1):303-307.
- [6] 刘嘉敏,彭 玲,袁佳成,等.基于二维变分模态分解和自适应中值滤波的图像去噪方法[J].计算机应用研究,2017,34(10):3149-3152.
- [7] 李 阳,庞永杰,盛明伟.结合空间信息的模糊聚类侧扫声纳图像分割[J].中国图像图形学报,2015,20(7):865-870.
- [8] 沈德海,张龙昌,鄂 旭,等.基于多子窗口的混合噪声滤波算法[J].计算机技术与发展,2015,25(6):69-72.
- [9] 钟 涛,张建国,左俊彦.一种改进的中值滤波算法及其应用[J].云南大学学报:自然科学版,2015,37(4):505-510.
- [10] 李志华,徐小力,王 宁,等.自适应中值滤波在东巴古籍图像去噪中的应用研究[J].北京信息科技大学学报:自然科学版,2015,30(5):36-39.
- [11] 贺东霞,李竹林,王 静.几种滤波算法在医学图像上的实现[J].计算机技术与发展,2014,24(8):165-167.
- [12] LI Zuoyong, LIU Guanghai, XU Yong, et al. Modified directional weighted filter for removal of salt & pepper noise[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 40: 113-120.
- [13] VIJAYKUMAR V R, SANTHANA G, EBENEZER D. Fast switching based median-mean filter for high density salt and pepper noise removal[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(12): 1145-1155.
- [14] TANWER G, CHAUDHURI S R B. A novel approach to remove random-valued impulse noise from digital image[C]//2016 twenty second national conference on communication. Guwahati, India: IEEE, 2016: 1-6.
- [15] FAN Aiai, WANG Guanglong. A mixed denoising method based on median filter and lifting wavelet technology for sewage sensing signal treatment[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 330: 967-972.

(上接第 85 页)

- [4] DAI Weiyuan, XUE Guirong, YANG Qiang, et al. Co-clustering based classification for out-of-domain documents[C]//Proceedings of the 13th ACM conference on knowledge discovery and data mining. San Jose, California, USA: ACM, 2007: 210-219.
- [5] 戴文渊.基于实例和特征的迁移学习算法研究[D].上海:上海交通大学,2008.
- [6] JING Xiaoyuan, YING Shi, ZHANG Zhiwu, et al. Dictionary learning based software defect prediction[C]//Proceedings of the 36th international conference on software engineering. Hyderabad: ACM, 2014: 414-423.
- [7] 王 青,伍书剑,李明树.软件缺陷预测技术[J].软件学报,2008,19(7):1565-1580.
- [8] 罗云锋,袁可荣.基于 BBNs 的软件故障预测方法[J].电子学报,2006,34(12A):2380-2383.
- [9] 单锦辉,徐克俊,王 戟.一种软件故障诊断过程框架[J].计算机学报,2011,34(2):371-382.
- [10] LIU Yi, KHOSHGOFTAAR T M, SELIYA N. Evolutionary optimization of software quality modeling with multiple repositories[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 36(6): 852-864.
- [11] MA Ying, LUO Guangchun, ZENG Xue, et al. Transfer learning for cross-company software defect prediction[J]. Information and Software Technology, 2012, 54(3): 248-256.
- [12] GRETTON A, BORWARDT K, RASCH M J, et al. A kernel method for the two-sample problem[C]//Proceedings of NIPS. Minnesota [s. n.], 2006.
- [13] WU Rongxin, ZHANG Hongyu, KIM S, et al. Relink: re-moveing links between bugs and changes[C]//Proceedings of 19th ACM SIGSOFT symposium and the thirteen European conference on foundations of software engineering. Szeged, Hungary: ACM, 2011: 15-25.
- [14] LONG Mingsheng, WANG Jianmin, DING Guiguang, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation[C]//IEEE international conference on computer vision. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013: 2200-2207.