

双阈值正交匹配追踪算法

刘馨月¹ 赵志刚¹ 吕慧显² 王福驰¹ 解 昊¹

(青岛大学计算机科学技术学院 青岛 266071)¹ (青岛大学自动化与电气工程学院 青岛 266071)²

摘要 压缩感知理论(CS)中的重构算法是压缩感知理论的重要组成部分。在稀疏度未知的情况下,一些重构算法表现不佳。针对该问题,提出一种基于双阈值的正交匹配追踪算法。通过对所选原子的两次筛选,能够在稀疏度未知的情况下,高效率、高质量地重构信号。与同类算法相比,所提算法能够很好地重构信号,重构精度较高,运行速度较快。

关键词 压缩感知,重构算法,弱选择,阈值,稀疏度

中图分类号 TN911.7 文献标识码 A

Double Threshold Orthogonal Matching Pursuit Algorithm

LIU Xin-yue¹ ZHAO Zhi-gang¹ LV Hui-xian² WANG Fu-chi¹ XIE Hao¹

(College of Computer Science and Technology, Qingdao University, Qingdao 266071, China)¹

(College of Automation and Electrical Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)²

Abstract The reconstruction algorithm in theory of compressed sensing (CS) is an important part of compression perception theory. Under the unknown condition of the sparse degree, some reconstruction algorithms perform poorly. To solve this problem, a kind of orthogonal matching pursuit algorithm based on double threshold was put forward. Under the unknown condition of the sparse degree, the twice screening for the selected atoms can have high efficiency and high quality reconstruction image signal. The proposed algorithm can effectively reconstruct signals through experimental comparison with other algorithms. The proposed algorithm in this paper has higher reconstruction precision and has shorter running time.

Keywords Compressed sensing, Reconstruction algorithm, Weak choice, Threshold, Sparse

压缩感知理论^[1-2]利用信号的稀疏结构以及信号所在稀疏空间的不相关性来随机采样,从而获取信号的离散样本,然后通过重建算法重建信号。这种采样技术避免了传统的奈奎斯特采样定理中重构信号时采样速度必须达到信号带宽的两倍以上的要求,从而使得采样速度不再由带宽决定,取而代之的是信号内部结构和内容^[3]。压缩感知理论降低了存储要求和处理成本,并且节约了采样资源,在信息论^[4]、图像处理^[5]、微波成像^[6]、模式识别^[7]等领域受到高度关注。压缩感知理论一般涉及 3 个方面^[8]:1)信号稀疏域的选取;2)观测矩阵的选取;3)重构算法的设计。

重构算法作为该理论的关键部分,对整个压缩感知的应用有着重要的意义。目前,已有的重构算法包括 3 类^[9]:凸优化方法、贪婪算法和组合算法。其中,贪婪算法的计算复杂度低、采样结构简单、重构率高,得到了广泛关注。贪婪算法主要有:追踪匹配算法(MP)^[10]、正交匹配追踪算法(OMP)^[11]、正则化正交匹配追踪算法(ROMP)^[12]、分段正交匹配追踪算法(StOMP)^[13]、压缩采样匹配追踪算法(CoSaMP)^[14]、分段式弱选择正交匹配追踪算法(SWOMP)^[15]、子空间追踪算法(SP)^[16]等。然而,MP,OMP,ROMP 等算法需已知信号的稀疏度,这使得稀疏度未知的信号无法进行准确重构。一种基于弱选择的正则化算法^[17]不需要已知信号的稀疏度,但该算

法通过正则化对原子进行选择,增加了重构时的计算量,使得重构效率下降。基于此,本文提出了一种双阈值正交匹配追踪算法。通过两次阈值对原子的筛选,选择到的原子更加准确,使得算法精确、快速地对稀疏度未知的信号进行重构。

1 压缩感知中的信号重构

1.1 压缩感知理论模型

压缩感知理论通常要求信号是一维实值有限长离散信号,用 X 表示此信号。 X 可以看成 R^N 空间中的 $N \times 1$ 维列向量。 R^N 中的任意信号均可以用 $N \times 1$ 维基向量 $\{\phi_i\}_1^N$ 的线性组合表示。假设 $N \times N$ 维 $\{\phi_i\}_1^N$ 所构成的基是正交基,向量 $\{\phi_i\}_1^N$ 作为列向量形成 $N \times N$ 维的基矩阵 $\phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N]$,对任意信号 X 可以表示成^[18]:

$$X = \sum_{i=1}^N s_i \phi_i \text{ 或者 } X = \phi s \quad (1)$$

其中, s 是 $N \times 1$ 维列向量, $s_i = \langle x, \phi_i \rangle = \phi_i^T x$ 是权重系数, T 是矩阵的转置。 s 与 X 是同一信号的不同表示, X 在时域下, s 在 ϕ 域下。如果用 K 表示 $N \times 1$ 维信号向量 s 中的非零元素的个数,并且 $k \ll N$,就说 X 是可以压缩的,这是压缩感知理论的必要条件。考虑观测信号 $Y \in R^M$,在观测矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 维下对 X 进行重构,即

$$Y = \Phi X = \Phi \phi s = A^{CS} s \quad (2)$$

本文受山东省科学技术发展计划(2012YD01058)资助。

刘馨月(1992—),女,硕士生,主要研究方向为压缩感知;赵志刚(1973—),男,博士,教授,主要研究方向为机器学习、压缩感知等,E-mail:Zhaolhx@263.net(通信作者);吕慧显 女,讲师,主要研究方向为智能信息处理、电力系统自动化;王福驰 男,硕士生,主要研究方向为压缩感知;解 昊 男,硕士生,主要研究方向为运动分割。

其中 $A^{CS_s} = \Phi\psi$, A^{CS} 称为 CS 信息算子,也称为传感矩阵。则信号的重构可以利用求解最小 L_0 范数得到,即:

$$\min \|s\|_0 \quad \text{s. t. } A^{CS_s} = \Phi\psi s = Y \quad (3)$$

其中观测矩阵 Φ 满足约束等距条件 (Restricted Isometry Property RIP)^[19-20],即:

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2 \quad (4)$$

其中 $\delta_k \in (0, 1)$ 。

然而对于式(3)的求解是 N-P 难的,CHEN 等人^[21]指出,可以将式(3)采用凸的 L_1 范数来近似非凸的 L_0 范数,即:

$$\min \|s\|_1 \quad \text{s. t. } A^{CS_s} = \Phi\psi s = Y \quad (5)$$

1.2 压缩感知重构算法

StOMP 算法通过设置阈值重构信号,阈值参数的选择在 [2,3] 之间。文献[15]指出这样的参数选择需要经验,并且当阈值选择增大时,只有越来越少的原子满足条件。算法的继续进行需要减少参数以满足重构算法的要求。SWOMP 算法在此基础上改变了阈值的计算方法,并将参数设定在 (0,1] 之间。ROMP 算法中提出了正则化的方法来选择原子,该方法虽然提高了计算精度,但是重构时计算量增加,且 ROMP 算法需要已知信号稀疏度。在稀疏度未知时,算法的重构效果变差。在文献[17]中结合了 SWOMP 算法的弱选择方式和 ROMP 算法的正则化筛选原子的方式,提出一种基于弱选择正则化正交匹配追踪算法^[17] (本文称为 SWROMP 算法)。该算法的具体过程是:首先计算迭代残差 r 与传感矩阵的相关性,选择大于设定阈值的原子,将其列号存入 J 中;正则化 J 中索引值对应的原子,使得原子满足 $|g_i| \leq |g_j|$,将正则化结果存入 J_0 中;更新支撑集后采用最小二乘法进行信号逼近及更新残差。但该算法的原子选择方式增加了重构时的运算量,使得信号的重构效率降低;并且在参数选择方面,随着参数选择的减小,被选择的原子增加,而正则化过程没有设定选择相关原子数目的上限,一旦正则化原子的数目过大从而使支撑集中包含的原子数目过多,重构就会受到影响。基于此,本文提出一种双阈值正交匹配追踪算法,使得问题得到明显的改进。

2 双阈值正交匹配追踪重构信号

本文结合 SWOMP 算法以及 StOMP 算法的阈值选择方法对原子进行两次筛选,通过两次筛选,选择更好的原子。

2.1 双阈值正交匹配追踪算法

双阈值正交匹配追踪算法如下。

输入:传感矩阵 $A^{CS} \in R^{M \times N}$, 稀疏观测向量 y , 算法的最大迭代次数 T

输出:信号稀疏表示 $\hat{\theta}$

Step1 初始余量 $r_0 = y$, 迭代次数 $t = 1$ (最大值为 T), 索引值集合 $\Lambda = \emptyset, J = \emptyset$;

Step2 计算相关系数 $u = \{u_j | u_j = |r, a_j|\}, j = 1, 2, \dots, N$, 选择 u 中大于阈值 $Th = \alpha \max(\text{abs}(\mu))$, $\alpha \in (0.4, 0.7)$ 的值, 将对应的索引值存入 J 中, 令 $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup J, A_t = A_{t-1} \cup a_j, j \in J$;

Step3 利用最小二乘法进行信号逼近 $\hat{\theta} \arg \min \|Y - A_t \theta\|_2 = (A_t^T A_t)^{-1} A_t^T y$;

Step4 在 $\hat{\theta}$ 中选出大于门限值 $Th' = \beta \|\mu\|_2 / \sqrt{M}$, $\beta \in (1.6, 2.5)$ 的值, 记为 $\hat{\theta}_{tk}$, 对应 A_t 中的 k 列记为 A_{tk} ;

Step5 更新残差 $r_{\text{new}} = y - A_{tk} \hat{\theta}_{tk} = y - A_{tk} (A_{tk}^T A_{tk})^{-1} A_{tk}^T y$;

Step6 若 $\|r_{\text{new}} - r\| \geq \epsilon$ 或者 $t > T$, 迭代停止并转 Step7; 否则转 Step2 继续迭代;

Step7 重构所得 $\hat{\theta}$ 在 A_{tk} 处所得的非零项, 其值为最后重构出的 θ 值。

通过上述算法,减少了正则化过程,计算量减少,通过第二次阈值的筛选能够将第一次选择的错误原子删除,筛选出的原子更加符合要求,在增加重构精度的同时减少了运算时间。

2.2 算法的性能分析

StOMP 算法和 SWOMP 算法都能对信号进行重构,但是 StOMP 算法中的参数的影响比 SWOMP 算法中的表现出的平滑衰减性能更为复杂。ROMP 算法虽然在 $r = 0.5$ 时有一定的、很好的理论性质,但平均性能较差。总体来看,弱选择策略容易控制并且需要更少的迭代次数^[15]。本文提出的算法首先采用弱选择策略,初次选择原子,并且引入 SP 算法的回溯机制,结合 StOMP 算法对原子进行二次筛选,删除所选择的错误的原子。另外,对于 SWROMP 算法和 ROMP 算法,通过计算最小化 $\|x - \Phi_{r[r]} \hat{y}_{r[r]}\|_2$ 得到系数 $\hat{y}_{r[r]}$ 。 Φ 的存储空间很大,并且在操作矩阵时的计算量很大。本算法能够减少对矩阵的计算次数和算法的执行时间;并且通过多次筛选,精确得到了原子,减少了矩阵的计算,从而达到了减少时间的目的。在算法的时间复杂度方面,本算法与阈值选择类算法相同。

3 数据仿真及其结果分析

本文实验在 Matlab7.0 环境下完成,实验采用小波变换对原始图片进行稀疏分解。

实验 1 参数 α, β 的选取

实验采用不同参数组合进行对比,目的是得到不同参数组合对信号重构的影响。实验选取 $N = 256$ 的随机高斯信号,稀疏度 $K = 20$ 。实验得到了随着观测值 M 的增加各参数组合对重构率的影响,其中实验次数均为 500 次。根据 SWOMP 和 StOMP 中的参数选择,设置如下参数组合 (α, β) 值 (0.1, 2), (0.3, 2.2), (0.5, 2.4), (0.7, 2.6), (0.9, 2.8), (0.1, 2.9), (0.3, 2.7), (0.5, 2.5), (0.7, 2.3), (0.9, 2.1)。从图 1 中可以看到参数 (0.3, 2.2), (0.5, 2.4), (0.7, 2.6), (0.5, 2.5), (0.7, 2.3) 这些参数组合能够达到重构的要求,然而 (0.1, 2), (0.1, 2.9), (0.9, 2.1), (0.9, 2.8) 这样的参数组合不能达到重构的要求 (图 1 中只给出可以重构的参数组合)。

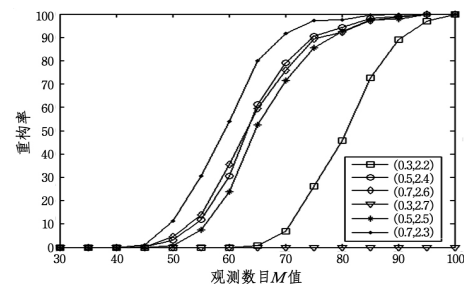


图 1 参数的选择

为了减少参数数量,进一步进行实验。由于确定 β 中参数的范围^[2-3]需要经验,图 2 将 β 取成 α 的倒数,做了与上述实验条件相同的实验,参数选择为 (0.1, 10), (0.2, 5), (0.3, 3.3), (0.4, 2.5), (0.5, 2), (0.6, 1.7), (0.7, 1.5), (0.8, 1.25), (0.9, 1.1), 并选择不同的稀疏度 K 进行实验。

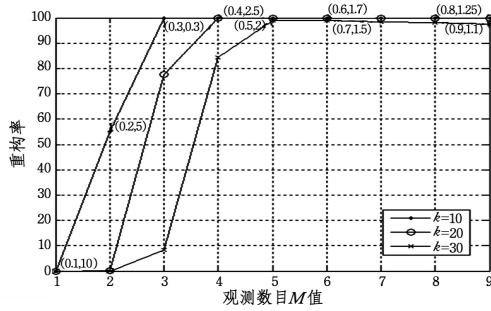


图2 参数缩减

从图2中可以看出,当稀疏度 $K=10$ 时,参数 $\alpha > 0.3$ 时算法可以达到重构要求;当稀疏度 $K=20$ 时,参数 $\alpha > 0.4$ 时算法可以达到重构要求,并且随着稀疏度 K 的增大,参数 α

的值呈现增大趋势。综合两次实验,参数选择为 $\alpha \in (0.4, 0.7), \beta \in (1.6, 2.5)$ 。

根据所选定的参数范围,对 512×512 的 Boat 图片和 256×256 的 Lena 图片进行参数验证,以检验参数选择是否可行。为了证明所选择的参数不仅能重构一维信号,也能重构二维信号,实验以信噪比 PSNR 和均方差 MSE 衡量图片重构结果,选取 $M/N=0.3, 0.4, 0.5, 0.6$ 对参数组合 (α, β) 进行验证,结果如表1所列。

从表1可以看出,所选择的参数 $\alpha \in (0.4, 0.7), \beta \in (1.6, 2.5)$,在参数一定的条件下,图像的信噪比 PSNR 随着观测值 M 的增大而增大,均方差 MSE 随着 M 的增大而减小;另外,当观测数目一定时,图像的信噪比 PSNR、均方差 MSE 较为稳定,并且能够达到较好的图片重构效果。

表1 不同观测数目 M 选择不同参数 (α, β) 时的重构效果图

image	$M(\alpha, \beta)$	$M/N=0.3$		$M/N=0.4$		$M/N=0.5$		$M/N=0.6$	
		PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE
Boat	(0.5, 1.8)	29.95	65.75	30.09	63.68	31.27	48.48	31.88	42.09
	(0.5, 2.2)	31.34	47.73	32.23	38.91	33.23	30.88	33.30	24.10
	(0.6, 1.6)	29.99	105.18	31.18	56.32	32.53	37.59	33.92	26.78
	(0.6, 1.8)	30.39	87.73	31.27	66.93	32.35	46.71	33.50	32.85
	(0.6, 2.5)	31.77	47.72	32.03	40.72	32.85	33.71	33.46	33.27
	(0.7, 1.6)	30.14	88.21	31.26	57.54	32.45	37.72	33.65	28.61
	(0.7, 1.8)	30.45	84.91	31.20	60.10	32.35	48.55	33.46	31.55
	(0.7, 2.5)	31.38	47.24	32.09	40.16	32.90	33.29	33.82	26.92
Lena	(0.5, 2)	29.30	76.42	30.21	61.94	31.60	44.90	32.99	32.61
	(0.5, 2.5)	29.32	75.89	30.31	60.53	30.85	53.40	31.52	45.83
	(0.6, 1.6)	30.74	56.67	31.76	34.77	32.72	24.79	33.75	16.88
	(0.6, 1.8)	31.04	66.20	31.83	42.90	32.74	27.34	33.64	20.17
	(0.6, 2.5)	29.94	65.40	30.95	58.25	31.64	35.59	32.45	43.41
	(0.7, 1.6)	30.79	57.77	31.74	34.52	32.70	26.76	33.58	19.43
	(0.7, 1.8)	31.04	67.70	31.78	41.08	32.64	28.48	33.50	20.15
	(0.7, 2.5)	30.30	64.14	31.87	44.41	32.68	30.57	32.42	43.52

实验2 重构算法在图片上的应用

本次实验使用 512×512 的 Boat 图, 256×256 的 Lena 图和 200×200 的 Baboon 图,对比了 ROMP, SWOMP, SWROMP 和本文算法(参数为 $(0.6, 1.7)$)的实验结果。

实验中使用小波变换对图片进行处理, $M/N=0.3$ 。采用信噪比 PSNR 和重构时间 Time 作为实验结果的标准。实验中 PSNR 和 Time 是测量 100 次的平均值。实验结果如图3所示。

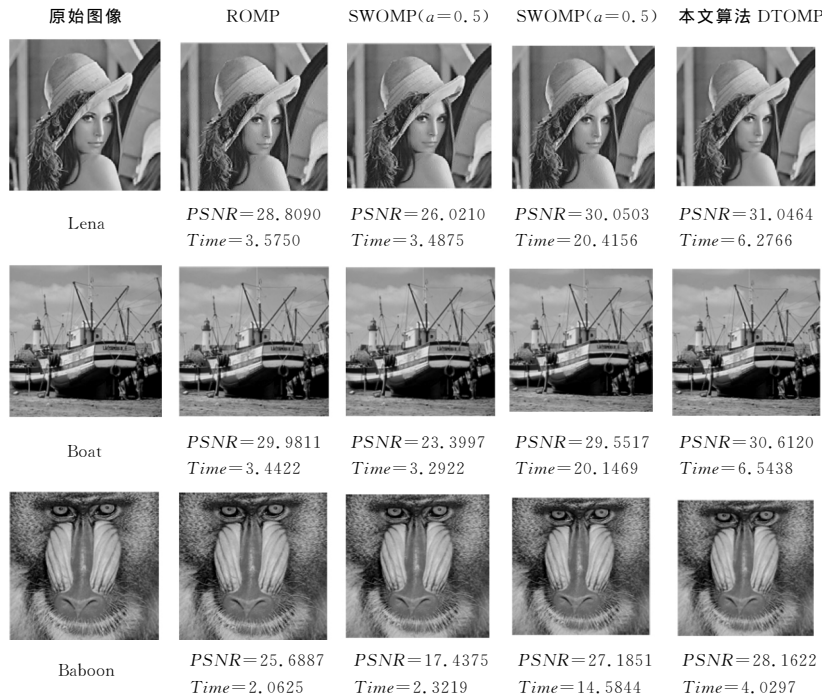


图3 ROMP, SWOMP, SWROMP 与本文算法的比较

从图 3 中可以看到在 $M/N=0.3$ 的情况下,本文算法对于不同图片的重构信噪比高于其他算法。其中 SWOMP 算法的重构精度最低,ROMP 算法和 SWROMP 算法的重构精度相当。在时间方面,ROMP 算法和 SWOMP 算法用时最短,在 3s 左右,本文算法用时在 7s 以内,SWROMP 算法用时最长,在 20s 左右。

图 4 对上述 3 幅图片的重构结果作局部放大处理,其中 Lena 图片放大了帽子边缘,Boat 图片放大泳圈部分,Baboon 图片放大了胡须部分,实验结果如图 4 所示,通过局部放大的图片可以更加直观地看到图片的重构效果。表 2 列出了 ROMP 算法、SWOMP 算法、SWROMP 算法与本文算法的重构对比结果,评定标准为信噪比、均方差以及重构时间,其中 $M/N=0.2,0.3,0.4,0.5,0.6$ 。

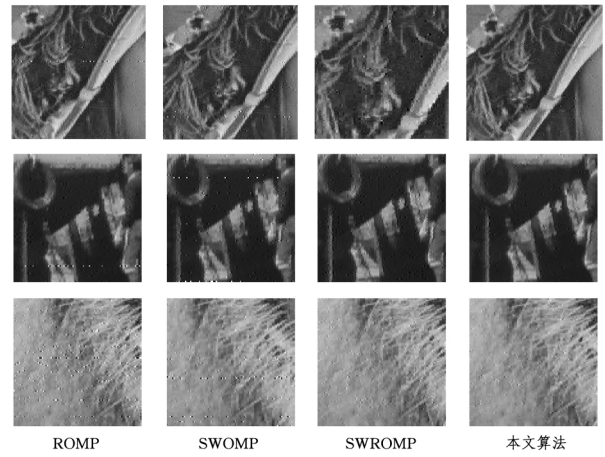


图 4 图片放大图

表 2 不同压缩观测次数时的各算法重构效果的比较

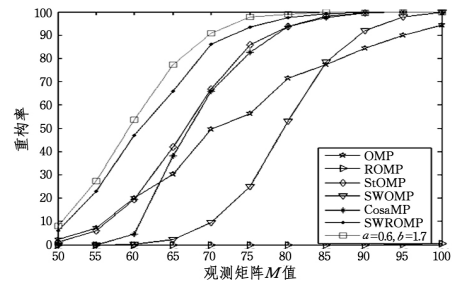
Image	Result M/N	ROMP $K=30$		SWOMP($\alpha=0.5$)		SWROMP($\alpha=0.5$)		DTOMP	
		PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE
Lena	0.2	18.64	889.94	26.08	160.53	27.34	117.62	27.90	105.26
	0.3	25.22	164.36	28.75	97.40	28.42	100.86	29.77	76.08
	0.4	31.95	44.80	29.05	77.18	29.31	76.81	30.79	62.12
	0.5	32.43	36.21	29.63	70.29	30.85	57.37	31.83	42.69
	0.6	33.83	30.01	30.19	62.19	32.04	40.97	33.73	30.89
Boat	0.2	29.64	449.33	23.71	276.24	29.67	100.17	29.22	80.89
	0.3	30.16	234.24	28.01	102.92	30.84	64.52	31.36	49.72
	0.4	31.28	41.67	26.38	149.60	31.75	58.68	32.15	39.55
	0.5	32.55	43.92	30.63	56.15	32.46	49.46	33.79	26.88
	0.6	33.34	46.27	25.70	174.99	32.84	45.40	35.94	19.72
Baboon	0.2	25.72	685.16	22.54	361.65	27.66	153.09	27.28	97.49
	0.3	26.61	530.94	24.21	246.19	28.45	94.66	28.76	86.88
	0.4	28.90	57.86	24.62	224.00	29.09	79.84	29.42	75.19
	0.5	29.27	52.03	26.81	135.86	29.61	71.13	30.11	63.30
	0.6	30.50	53.23	28.54	90.85	29.96	65.50	30.76	53.45

由图 4 可知,本文算法的重构效果优于对比算法。从表 2 中可以看出,随着 M/N 的增大,本文算法的重构效果明显上升,重构效果较好,对于不同类型的图像都能呈现出很好的重构效果。SWOMP 算法的重构效果较差。

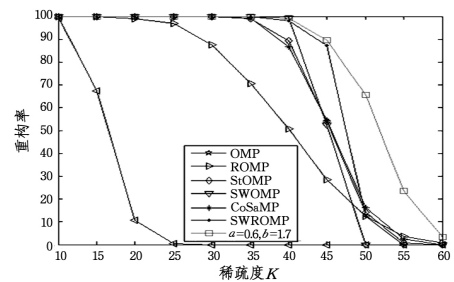
实验 3 不同算法的对比

比较 OMP, ROMP, StOMP, SWOMP, CoSaMP, SWROMP 算法与本文算法的重构率。图 5(a)通过取不同的观测数目 M 进行重构结果的比较,其中横坐标是观测值,纵坐标是重构率。实验中,采用长度 $N=256$ 的随机高斯信号,固定稀疏度 $K=20$, M 从 50 取到 100,每隔 5 取一次。图 5(b)通过取不同的稀疏度 K 进行重构结果的比较。实验中,采用长度 $N=256$ 的随机高斯信号,固定观测数目 $M=128$,稀疏度 K 从 10 取到 70,每隔 5 取一次。其中横坐标是稀疏度,纵坐标是重构率。

从图 5(a)中可以看到当稀疏度 K 一定时,增大观测值 M ,本文算法在 $M=80$ 时最先达到 100% 重构率,SWROMP 算法在 $M=85$ 时达到 100% 的重构效果,只通过一次阈值筛选的 SWOMP 算法和 StOMP 算法,需要更大的观测值 M 才能达到 100% 的重构效果;从图 5(b)中可以看到当观测值 M 一定时,增大稀疏度 K 值,本文算法能够重建更高稀疏度的信号,并且当稀疏度 $K>50$,本文算法的重构率下降平缓,而 SWROMP 算法的重构率下降迅速,只通过一次阈值筛选的 SWOMP 算法以及 StOMP 算法在稀疏度 $K=35$ 时,重构率开始下降。



(a) $K=20M$ 时对重构率的影响



(b) $M=128K$ 时对重构率的影响

图 5

结束语 标准的 StOMP 算法对参数的选择需要经验的判定,并且参数对算法的影响较大;标准的 SWOMP 算法对图片的重构稳定性不加,重构效果较差;标准的 ROMP 算法

(下转第 228 页)

- [4] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1999, 22(8):747-757.
- [5] MADDALENA L, PETROSINO A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1168-1177.
- [6] MADDALENA L, PETROSINO A. The SOBS algorithm: What are the limits [C]// Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, IEEE, 2012: 21-26.
- [7] 周俊, 王明军, 邵乔林. 农田图像绿色植物自适应分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 18: 163-170.
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 (CVPR 2005). IEEE, 2005: 886-893.
- [9] JIANG H, TANG, OUYANG F. A New Method for the Prediction of the Gasoline Yield of the MIP Process[J]. Petroleum Science and Technology, 2015, 33(20): 1713-1720.
- [10] 蔡灿辉, 朱建清. 采用 Gentle AdaBoost 和嵌套级联结构的实时人脸检测[J]. 信号处理, 2013, 29(8): 956-963.
- [11] 肖永刚. 基于梯度特征和级联分类的快速行人检测[D]. 天津: 天津大学, 2010.
- [12] BARNICH O, DROOGENBROECK M V. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE Trans. Image Process, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [13] 丁莹, 钱锋, 范静涛, 等. 基于不同颜色空间的运动目标检测算法分析[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2012, 35(4): 1-4.
- [14] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183-189.
- [15] 韩殿元, 黄心渊, 付慧. 基于彩色通道相似性图像分割方法的植物叶面积计算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(6): 179-183.
- [16] 刁智华, 王欢, 宋寅卯, 等. 复杂背景下棉花病叶害虫图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 147-152.
- [17] 胡小冉, 孙涵. 一种新的基于 ViBe 的运动目标检测方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 149-152.
- [18] 余焯, 曹明伟, 岳峰. EVibe: 一种改进的 Vibe 运动目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(4): 924-931.
- [19] 仇春春, 王恬, 程海粟, 等. 基于改进 Vibe 算法的行人目标检测[J]. 信息技术, 2016, 12(3): 6-9, 14.
- [20] KANG J M, COHEN I, MEDIONI G. Tracking Objects from Multiple Stationary and Moving Cameras[C]// The Institution of Electrical Engineers, England, 2004: 31-35.
- [21] 苏延召, 李艾华, 姜柯, 等. 改进视觉背景提取模型的运动目标检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014(2): 232-240.
- [22] 王辉, 宋建新. 一种基于阈值的自适应 Vibe 目标检测算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(S1): 154-157.

(上接第 215 页)

需要已知信号的稀疏度;改进的 SWOMP 算法对信号的重构效率有待提高。本文根据 STOMP 算法和 SWOMP 算法的特点提出了 DTOMP 算法,通过两次阈值的筛选能够更加准确地找到匹配的原子。本文通过实验,将参数设定在 $\alpha \in (0.4, 0.7)$, $\beta \in (1.6, 2.5)$ 的范围内,能够有效解决上述问题,在重构效果和重构效率方面都有明显优势。

参考文献

- [1] TSAIG Y, DONOHO D L. Compressed sensing[C]// IEEE Trans. Inform. Theory. . 2006: 1289-1306.
- [2] CANDÉS E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] QAISAR S, BILAL R M, IQBAL W, et al. Compressive sensing: From theory to applications, a survey[J]. Journal of Communications & Networks, 2013, 15(5): 443-456.
- [4] CANDES E J, WAKIN M B. An Introduction To Compressive Sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [5] 朱明, 高文, 郭立强. 压缩感知理论在图像处理领域的应用[J]. 中国光学, 2011, 4(5): 441-447.
- [6] HERMAN M A, STROHMER T. High-Resolution Radar via Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 57(6): 2275-2284.
- [7] ASHIR A M, ELEYAN A. Compressive sensing based facial expression recognition[C]// Signal Processing and Communication Application Conference, 2016.
- [8] 李坤, 马彩文, 李艳, 等. 压缩感知重构算法综述[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S1): 225-232.
- [9] 杨海蓉, 张成, 丁大为, 等. 压缩感知理论与重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 142-148.
- [10] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [11] TROPP J A, GILBERT A C. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 53(12): 4655-4666.
- [12] NDDDELL D, VERSHYNIN R. Uniform Uncertainty Principle and Signal Recovery via Regularized Orthogonal Matching Pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334(18).
- [13] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse Solution of Underdetermined Systems of Linear Equations by Stagewise Orthogonal Matching Pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [14] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301-321.
- [15] BLUMENSATH T, DAVIES, et al. Stagewise Weak Gradient Pursuits[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(11): 4333-4346.
- [16] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[M]// Introduction to Occupational Epidemiology. Lewis Publishers, 1992: 2230-2249.
- [17] 刘哲, 张鹤妮, 张永亮, 等. 基于弱选择正则化正交匹配追踪的图像重构算法[J]. 光子学报, 2012, 41(10): 1217-1221.
- [18] BARANIUK R G. Compressive Sensing [Lecture Notes][J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [19] CAANDÉS, EMMANUEL J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. Comptes Rendus Mathématique, 2008, 346(9-10): 589-592.
- [20] ALLENZHU Z, GELASHVILI R, RAZENSHTEYN I. Restricted Isometry Property for General p-Norms [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2015, 62(10): 5839-5854.
- [21] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit[J]. Siam Review, 2001, 43(1): 33-61.