

压缩感知方法在纺织品有害物质安全检测中的应用

孙 近¹, 吴元可², 晏新程¹, 王 仲¹, 张 伟², 龙 强², 袁 霞¹

(1. 四川省纤维检验局, 成都 610100; 2. 西南科技大学数理学院, 绵阳 621010)

摘 要: 为提高纺织品生产过程中对有害物质的检测效率, 本文将压缩感知方法应用于有害物质的检测过程, 以观测矩阵作为混样方案, 通过混检的方式得到远少于待测样品的检测次数; 混检完成后, 根据相应的重构算法由混检值重构出原样品中有害物质的含量, 进而获得不合格样品的编号及检出率等; 最后, 通过仿真实验探讨了由不同参数生成的混检矩阵对重构效果的影响, 并用在纤维纺织品中检测有害物质双酚 A、芳香胺和甲醛的真实检测项目进行了验证. 验证结果显示, 本文提出的基于压缩感知的混样检测方案不仅能保证检测的准确性, 而且能降低检测成本和提高检测效率.

关键词: 压缩感知; 纤维纺织品; 有害物质检测; 信号重构; 混样检测

中图分类号: TS15 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19907/j.0490-6756.2022.065003

Application of compression sensing method in the safety detection of harmful substances in textiles

SUN Jin¹, WU Yuan-Ke², YAN Xin-Cheng¹, WANG Zhong¹,
ZHANG Wei², LONG Qiang², YUAN Xia¹

(1. Sichuan Provincial Bureau of Fiber Inspection, Chengdu 610100, China;
2. School of Mathematics and Physics, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: In order to improve the detection efficiency of harmful substances in the textile production process, this paper applies the compression sensing method to the detection process of harmful substances. The observation matrix is used as the sample mixing scheme, and the detection times that are far less than that of the samples to be tested are obtained through the mixed detection. After the mixed detection is completed, the content of harmful substances in the original samples is reconstructed from the mixed detection values according to the corresponding reconstruction algorithm, and then the number and detection rate of unqualified samples are obtained. Finally, the influence of the mixed detection matrices generated by different parameters on the reconstruction effect is explored by simulation experiments, and it is verified by the real detection project of detecting harmful substances bisphenol A, aromatic amines and formaldehyde in fiber textiles. The verification results show that the mixed sample detection scheme based on compression perception proposed in this paper can not only ensure the accuracy of the detection, but also can reduce the detection cost and improve the detection efficiency.

Keywords: Compression perception; Fiber textiles; Detection of hazardous substances; Signal reconstruction; Mixing detection

收稿日期: 2022-06-15
基金项目: 国家自然科学基金(11871128)
作者简介: 孙近(1982—), 男, 四川绵阳人, 硕士, 高级工程师, 研究领域为纤维纺织品检验及质量管理.
E-mail: scxjsunjin@foxmail.com
通讯作者: 张伟. E-mail: zwphys@swust.edu.cn

1 引言

随着社会的不断发展和城乡居民收入水平的持续增加,人们对生活的品质要求和环保意识不断增强.天然生态、绿色环保成为了人们追求的消费理念.纺织品作为日常生活中和肌肤密切接触的产品,其安全性问题受到了越来越多的关注.由于纺织业供应链冗长,且工艺较为复杂,在纺织品的生产过程中牵涉到各种化学品的使用.若不对其质量进行严格把控,残留的化学品一旦排放到外界会危及到人类健康和生态环境.企业的生存发展和群众对纺织品安全性的期待很大程度上都依赖于质量检验.因此做好纺织品的安全检测是保障人类安全生活的重要关卡.然而由于检测有害物质的操作过程较为复杂,尤其在一些大规模的生产检测中,检测效率较低,会耗费大量的时间和资金.因此需要在传统检测方法上进行创新,设计一个更高效的检测方法.

针对庞大信息的处理问题,Donoho 等^[1, 2]和 Candes 等^[3-5]提出的压缩感知理论为大规模的检测工作提供了可靠的思路.该理论指出,只要信号在某个变换域下是稀疏的或者可压缩的,就可通过观测矩阵降低信号维度,最后根据降维后的少量观测信号实现原信号的准确或者近似重构^[6-8].压缩感知理论充分利用了信号的稀疏性或可压缩性,在获取信号的同时就对数据进行了压缩,且其采样频率可以低于奈奎斯特频率.其数据采集和压缩合二为一的特点,使得该理论受到了高度关注.从该理论被提出起,关于这方面的讨论就从未停歇,相关的文章和应用也不断地涌现出来,在微波成像、无线通信、图像处理以及信息论等领域受到高度关注^[6-10].

压缩感知理论的突出优点是能够减少采样数据,节省存储和传输空间,但同时还能包含足够的信息量.因此,本文利用压缩感知降维的特点,在纺织品的安全性能检测中,将生成的观测矩阵作为混样方案进行混样检测,然后根据混样检测值重构出原始的样品数据,以此达到减少样品检测次数的同时还能实现精准检测的目的.最后通过实验验证了该方法的可行性并给出最优混样方案的参考数据.

2 压缩感知理论框架

压缩感知理论的原理可以概括为利用信号的

稀疏性或可压缩性减少传递信号时所需要的测量次数.对于长度为 N 的信号 x ,信号压缩是指由 N 组长度为 $M(M \times N)$ 的向量组成一个观测矩阵

$$\Phi=[\varphi_1,\varphi_2,\cdots,\varphi_N]\in R^{M\times N}$$
(1)

然后通过内积对信号进行线性投影,得到的测量值为 $y\in R^M$,该过程的数学表达式为:

$$y=\Phi x$$
(2)

值得注意的是:(1)该测量过程是非自适应的,即 Φ 不会以任何形式依赖于信号 x ;(2)此处信号 x 必须满足稀疏性,否则就要先进行信号的稀疏表示.

2.1 稀疏性

信号的稀疏性是指信号中的非零元素较少,仅个别信号非零,其余信号全部等于或近似于零.一般把那些含有 k 个非零值的信号称为 k 稀疏信号.对于无法满足这一条件的信号则要对其进行稀疏表示,使其在某个变换域内是稀疏的.即

$$x=\Psi\theta$$
(3)

其中, $\Psi=(\psi_1,\psi_2,\cdots,\psi_N)$ 为一组标准正交基; θ 是稀疏的,是 x 在稀疏基上的稀疏表示.常见的信号稀疏表示方法有正交基字典、过完备字典和紧框架字典.

在实际检测中,一批待测样品内仅会存在个别样品的有毒有害物质含量超出检出限(LOD)或国家标准^[9],其余样品中的有毒有害物质含量都较低,可以认为是零.因此样品数据满足稀疏性的特点,无需进行稀疏表示.

2.2 观测矩阵

应用压缩感知理论除了信号要满足稀疏性外,对观测矩阵 Φ 也有一定的要求. Candes 等^[4]证明要想实现对信号的精准重构,观测矩阵必须满足有限等距准则(Restricted Isometry Property, RIP):

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

若对于任意常数 k ,都存在 $\delta_k\in(0,1)$ 能够满足式(4),则称矩阵 Φ 满足 k 阶有限准则.而为了保证压缩感知方法能够恢复出一个 k 阶的信号,观测矩阵需要满足 $2k$ 阶 RIP 特性,即 $\delta_{2k}<1$.后来经 Candes 和 Tao^[11]证明:独立同分布的高斯随机矩阵、伯努利矩阵等随机矩阵可以高概率地满足观测矩阵的设计准则,成为了最普遍适用的观测矩阵,且此时的测量数 M 要满足 $K\lg(N/K)<M\ll N$.因此本文选择 0-1 随机矩阵作为观测矩阵.

2.3 信号重构

在经过信号降维传输后,为了保证能精准获取

传输信号的全部内容,对于接收到的信号进行重构显得尤为重要。该过程如下:在已知观测值 y 和观测矩阵后通过求解方程组 $y = \Phi x$ 便能恢复出原始信号。方程中 $M \ll N$, 该方程组是欠定方程组,但由于信号 x 是稀疏或可压缩的,使得求解该方程变得可能,转化为通过 l_0 范数求解最优化问题。

$$\min \|x\|_0, \text{ s. t. } Ax=y \quad (5)$$

然而,求解式(5)需要知道信号 x 中非零元素的位置,遍历每一种情况找到这些位置共需 C_N^k 次,所以这类问题的求解是一个 NP-hard 问题。后来, Candes 和 Tao^[11] 研究表明,若测量矩阵 Φ 满足 RIP 准则,则 l_0 最小范数和 l_1 最小范数问题具有等价性,即问题(5)等价于

$$\min \|x\|_1, \text{ s. t. } Ax=y \quad (6)$$

因此,信号重构过程就是一个凸优化的求解问题,这类问题常通过基追踪的问题来求解。基于求解 l_0 范数的思想,最常用的信号重构算法还有贪婪算法等。本文采用的是一种改进的内点法^[12], 全称 l_1 -regularized least squares。该方法是一种基于 l_1 正则的最小二乘算法,在 truncated-Newton framework 中,以标准内点法为基础,利用 Hessian 的结构信息来预测共轭梯度(Preconditioned Conjugate Gradient, PCG),通过 PCG 来计算搜索方向,从而大大降低计算量。

3 基于压缩感知的混样方案

现假设有一批标准采样的待测样品 N 个,可以通过计算机生成一个 $M \times N$ 的 0-1 随机矩阵,其中 M 表示实际混样的次数,且 M 需要满足 $K \lg(N/K) < M \ll N$ 。随机矩阵中的每一行都与待检测样品一一对应,若矩阵中的值为 1,则表示该位置的样品需取出进行混样;0 则为不取。以这个矩阵作为本文的混样方案。

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{pmatrix} \quad (7)$$

如式(7)所示,每次按行进行混样后得到 y_i , 如此进行 M 次混合,并对得到这 M 个混样样品进行检测得到检测值 y 。这样这批样品的检测次数就从 N 次降低到了 $M(M \ll N)$,大幅度地减少了这批样品的检测次数。最后再通过求解凸优化问

题,根据检测值 y 和生成的 0-1 矩阵重构出原始的 N 个样品。这样在提升检测效率的同时,也能精准找出不合格样品的编号。有关混样矩阵的细节问题将在下节进行探讨。

4 仿真实验

为了验证混样检测的可行性以及探讨最佳的混样方案,本节进行仿真测试。仿真实验中,循环试验的次数 $N_T=1000$,每次循环随机生成所需的时域稀疏信号,信号长度为 $N=100$,即模拟 100 个样品。测量矩阵采用 0-1 随机矩阵,重构算法为改进的内点法。由模拟生成的原始信号和计算出的重构结果生成重构误差。重构误差的计算公式如式(8)所示,选取的误差门限为 10^{-2} 。若重构误差小于误差门限,则认为此次重构成功,否则重构失败。重构正确率为 1000 次循环试验中重构成功的次数除以试验总次数,如式(9)所示。

$$\Delta = \frac{\|\hat{X} - X\|_2}{\|X\|_2} \quad (8)$$

$$\eta_{\text{重构}} = \frac{N_{\text{正确}}}{N_{\text{总}}} \quad (9)$$

由于实验中都采用了相同的信号重构方法,因此混检矩阵是影响到最终重构效果的唯一因素,可以用重构成功率作为判断矩阵优劣性的标准。

4.1 实验一

在各类参考文献中对于观测矩阵的行数 M 只给出了可行范围,即 $K \lg(N/K) < M \ll N$ 。但在该范围内 M 的取值对检测效果带来的影响是未知的,且在不同稀疏度 k 下 M 的取值范围也会受到影响。因此,本实验在相同 r 的情况下,研究不同的 k 和 M 对信号重构率带来的影响。控制矩阵中 1 的占比 r 为 50%,研究了当 k 分别取 1~20 时, M 对信号重构成功率的影响。其部分结果如图 1 所示。

图 1 中,横坐标为混样次数 M ,纵坐标为重构成功率。通过观察图像,我们得出以下结论:

(1) 通过该实验能够验证以混样的方式减少检测次数是具有可行性的,且混样次数的确会对重构效果带来影响。在 M 取到合适的值时几乎能够百分百地重构出原信号。

(2) 样品稀疏度不会对重构效果带来影响。虽然在不同稀疏度下,混样次数的取值范围各有不同,但在相应范围内,重构成功率都是一条近似的曲线,并无明显变化。

(3) 依据该实验,可以得出在不同的稀疏度下的最优混样次数,如在 $k=5$ 时, M 值取 30 就能以近乎百分之百的成功率重构信号. 因此实际检测中的混样次数可以取达到最优的最小值 30,尽可能地减少混样次数.

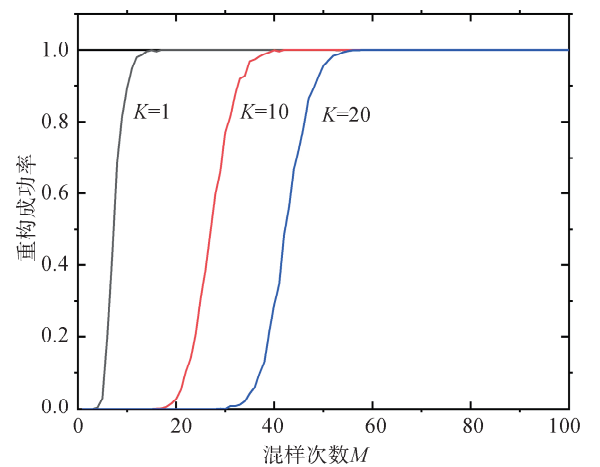


图 1 不同稀疏度下混样次数对重构成功率的影响
Fig. 1 The effect of mixing times on reconstruction power under different sparsity values

虽然混样次数的取值越大,信号的重构效果越好,但在某些安全检测环节中并不需要高精度地重构出原信号,只需能够找出非零元素所在位置,即求出有害物质含量超标的样品编号即可. 因此结合此次实验结果和实际情况,能够得到既符合检测要求又能节约检测成本的混样次数.

4.2 实验二

在 0-1 随机矩阵中,1 的占比 r 越低,需要采样的样品个数越少,对于需要制样检测的样品来说检测成本和时间也就越低. 但同时,降低矩阵中 1 的

占比,对样品的信息采集率也会下降,过低的信息采集率是否会影响样品重构的效果是实验二探讨的问题. 本实验在相同 k 的情况下,研究不同 M 和 r 的取值对重构效果带来的影响.

以 $k=3$ 为例进行实验,部分实验结果如图 2 和表 1 所示. 其中 M 表示混样次数, r 表示矩阵中 1 的占比. 通过纵向对比可以看到,除了全为 0 或 1 的矩阵,其余矩阵均能作为混样方案进行检测. 且当 r 取到中间值时能够更快达到最优效果. 通过横向对比可以发现,无论矩阵的稀疏情况,在 M 取到合适的值时,都能达到较高的重构成功率,这对混样方案的设计具有一定的指导意义. 对于一些需要制样的检测项目,若采样率高也就意味着更高的制样成本,会耗费更多的时间和人力资源. 参照此实验结果,能够选取一个制样成本和检测成本都较低的方案进行混样.

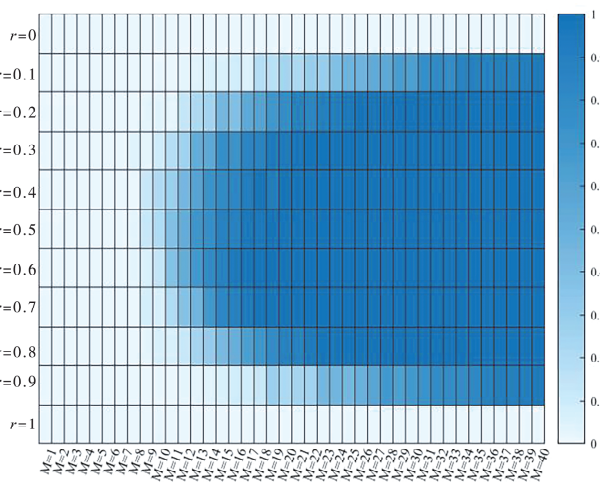


图 2 信息采集率热力图
Fig. 2 Heat map of information collection rate

表 1 不同情况下的重构成功率
Tab. 1 Reconstruction powers under different conditions

r	M													
	1	4	7	10	13	16	19	22	25	28	31	34	37	40
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.1	0	0	0	0	0.04	0.08	0.16	0.29	0.47	0.56	0.76	0.86	0.9	0.95
0.2	0	0	0.01	0.02	0.21	0.38	0.69	0.85	0.96	0.98	0.99	0.99	1	1
0.3	0	0	0	0.08	0.52	0.73	0.94	1	1	1	1	1	1	1
0.4	0	0	0.01	0.19	0.6	0.84	0.93	0.99	1	1	1	1	1	1
0.5	0	0	0	0.2	0.71	0.88	0.99	1	1	1	1	1	1	1
0.6	0	0	0	0.14	0.68	0.95	1	1	1	1	1	1	1	1
0.7	0	0	0.01	0.05	0.46	0.88	0.97	1	1	1	1	1	1	1

(续表 1)

r	M													
	1	4	7	10	13	16	19	22	25	28	31	34	37	40
0.8	0	0	0	0.05	0.24	0.51	0.79	0.94	1	1	1	1	1	1
0.9	0	0	0	0.01	0.02	0.08	0.27	0.25	0.45	0.68	0.73	0.79	0.91	0.94
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

5 实验验证

5.1 数据和方案

本文采用四川省纤维检验局的双酚 A、芳香胺以及甲醛检测项目进行检测实验. 其中双酚 A 的检出限为 1 mg/kg、芳香胺为 5 mg/kg、甲醛为 20 mg/kg. 每个项目中共有 100 份样品, 其中设置有 4 份不合格样品, 对样品从 1~100 进行随机编号. 根据仿真实验结果, 分别选取了重构成功率为 87% 的方案一和重构成功率为 100% 的方案二、方案三, 如表 2 所示.

表 2 实验方案
Tab. 2 Experimental schemes

方案	数值
方案一	$r=0.3, M=20$
方案二	$r=0.3, M=30$
方案三	$r=0.5, M=35$

5.2 结果分析

根据混样方案进行混样检测后, 在计算机上采用和仿真实验相同的信号重构方法内点法进行重构. 得到的重构误差如表 3 所示.

表 3 重构值和实测值的均方误差

Tab. 3 Mean square errors of reconstructed and measured values

方案	双酚 A 项目 均方误差 (MSE)	芳香胺项目 均方误差 (MSE)
方案一	0.000 217 168	4.082 531 997
方案二	0.000 001 301	0.000 013 632
方案三	0.000 002 061	0.000 012 886

从表 3 可以看出, 方案一在双酚 A 项目取得了良好效果, 但在芳香胺项目中有较大误差, 因此效果并不稳定. 而方案二和方案三在两个检测项目的实测值与重构值的均方误差都较小, 均能实现对样品检测值的精准重构. 因此, 综合分析来看方案二和方案三更适用于实际样品检测环节. 但由

于考虑到方案三的混检次数和制样个数都比方案二多, 也就意味着该方案消耗的成本和时间更多, 为了达到节省时间和节约成本的目的, 对于这两个检测效果近乎相同的方案, 更推荐采用方案二进行混样检测.

但同时还需要指出, 使用方案二和方案三对甲醛项目进行检测时, 虽然也能找到不合格样品的编号, 但该项目无论哪个实验方案产生的均方误差都远大于正常值. 对于造成这种情况的原因还需要进一步探讨研究.

6 总 结

本文基于压缩感知框架, 将观测矩阵作为混样方案, 通过混样检测的方法来减少检测次数, 以此提高纺织品安全性检测的效率. 混样检测后, 根据检测值, 通过求解凸优化问题重构出原始样品中的有害物质含量, 可直接获得不合格样品编号、检出率等指标, 保证了该方法的精准性. 最后通过仿真实验, 本文探讨了矩阵相关参数对重构效果的影响, 并用实验验证了该混样方法的可行性, 对实际检测工作具有一定的指导意义.

压缩感知理论的应用前提是稀疏性和不相关性, 因此本文的混样检测方法要求待测样品中被检测物质的历史检测值大多较小, 仅个别样品检测出的有害物质含量超过检出限, 且该规律能够稳定保持. 另外, 由于该混样方案虽减少了检测次数, 但在混样过程中采样的样品个数有所增加. 因此, 该方法对于制样更容易的液体检测, 如液体类样品或能通过液体提取出检测物质的检测项目, 以及单个样品检测时间较长的检测项目, 会有更加显著的优化效果.

压缩感知框架下的混样方法在大规模的检测工作中倍显优势, 但该方法仍有亟需改进的地方. 若能设计一个更加符合有限等距准则的 0-1 观测矩阵将大幅度提高信号重构成功率.

参考文献:

[1] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE T In-

form Theory, 2006, 52: 1289.

[2] Tsaig Y, Donoho D L. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Process, 2006, 86: 549.

[3] Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Proc Mag, 2008, 25: 21.

[4] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE T Inform Theory, 2006, 52: 489.

[5] Candes E, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. IEEE T Inform Theory, 2006, 52: 5406.

[6] 李俊潇, 何培宇, 崔敖, 等. 基于压缩感知的频率不变波束旁瓣水平优化方法 [J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 59: 1057.

[7] 杨桃, 封磊, 孙怀江, 等. 基于低秩和全变差正则化的图像压缩感知重构[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2017, 38: 571.

[8] Ke X Z, Wu J L, Hao J X. Distorted wavefront reconstruction based on compressed sensing [J]. Appl Phys B, 2022, 128: 1.

[9] Du H, Lin H. Image reconstruction based on improved block compressed sensing [J]. Comp Appl Math, 2022, 41: 4.

[10] Kota P K, LeJeune D, Drezek R A, *et al.* Extreme compressed sensing of poisson rates from multiple measurements [J]. IEEE T Signal Proces, 2022, 70: 2388.

[11] Candes E, Tao T. The restricted isometry property and its implications for compressed [J]. IEEE T Inform Theory, 2006, 34: 589.

[12] Kim S J, Koh K, Lustig M, *et al.* An interior-point method for large-scale l_1 -regularized least squares [J]. IEEE J: STSP, 2007, 1: 606.

引用本文格式:

中文: 孙近, 吴元可, 晏新程, 等. 压缩感知方法在纺织品有害物质安全检测中的应用[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2022, 59: 065003.

英文: Sun J, Wu Y K, Yan X C, *et al.* Application of compression sensing method in the safety detection of harmful substances in textiles [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2022, 59: 065003.