

# 基于联合压缩感知重构的网络通信服务 目标数据检测技术

孙雪峰

(吉林大学 教育技术中心, 长春 130012)

**摘要:** 采用当前无监督组件支持向量机模型检测技术、高维随机矩阵检测技术, 对网络通信服务目标数据检测时, 缺少特殊属性目标采集过程, 导致数据检测效果较差; 针对该问题, 提出了基于联合压缩感知重构的网络通信服务目标数据检测技术研究; 根据联合压缩感知重构原理, 采集网络通信服务节点温度稀疏目标数据, 利用联合压缩感知重构技术处理网络节点通信数据, 构造稀疏二进制矩阵, 完成对未知数量检测数据精确重构; 利用构造函数计算网络通信服务数据之间的相似度, 完成不同样本特征的区别, 剔除不必要数据特征, 并采用联合压缩感知重构技术实现对网络通信服务目标数据检测; 实验结果表明, 该技术数据检出率最高可达到 87%, 为海量数据下社交网络特殊对象数据挖掘奠定基础。

**关键词:** 联合压缩感知重构; 网络通信; 服务目标; 数据检测

## Target Data Detection Technology of Network Communication Service Based on Joint Compressed Sensing Reconstruction

Sun Xuefeng

(Educational Technology Center, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** The current unsupervised component support vector machine model detection technology and high-dimensional random matrix detection technology are used. When the target data of network communication service is detected, the special attribute target acquisition process is lacking, resulting in poor data detection. Aiming at this problem, this paper proposes a research on network communication service target data detection technology based on joint compressed sensing reconstruction. According to the principle of joint compressed sensing reconstruction, the temperature sparse target data of the network communication service node is collected, and the joint compressed sensing reconstruction technology is used to process the communication data of the network node, and the sparse binary matrix is constructed to complete the accurate reconstruction of the unknown quantity detection data. The constructor is used to calculate the similarity between network communication service data, to distinguish different sample features, to eliminate unnecessary data features, and to use joint compressed sensing reconstruction technology to detect network communication service target data. The experimental results show that the detection rate of the technology data can reach 87%, which lays a foundation for the data mining of social network special objects under massive data.

**Keywords:** joint compressive sensing reconfiguration; network communication; service objectives; data detection

## 0 引言

在网络通信服务过程中, 服务目标对象与服务器是直接通信的, 该种通信方式使服务器连接的终端用户数量巨大, 需要保证一个服务器能在短时间内立刻查到数以万计的客户端查询到指定目标, 并建立良好网络结构才能实现<sup>[1]</sup>。日益更新网络入侵形式能够引起人们对网络安全问题的重视, 作为能够检测数据异常的技术, 依据网络数据特征分析已经标记的数据异常变化规律, 由此捕获异常数据特征。以往大都采用高维随机矩阵分析网络数据特征, 通过相关矩阵模型推导目标数据检测过程, 虽然该方法检测效果较好, 但通信数据服务类型区分并不明确, 导致检测结果可靠性较低。而采用无监督组建支持向量机模型的

检测技术, 是将主动学习方法与目标数据检测结合起来, 通过人工标记方式能够扩展异常检测模型, 但该方法更适用于大范围的通信环境。而在实际环境中, 应用该技术无法高效分析数据样本捕获过程, 导致后续计算结果存在较大误差, 检测结果精准度也相对偏低。针对当前以往检测技术存在的问题, 提出了基于联合压缩感知重构的网络通信服务目标数据检测技术。

## 1 联合压缩感知重构原理

微电机系统随着工作人员对网络通信服务目标数据采集需求增强, 其应用范围也不断扩大, 因此网络通信服务中节点功能也需增强。微电机系统中数据传送效率成为研究重点, 为了提高系统数据传输效率, 将节点捕获到的数据全部压缩后再传送, 以此降低网络带宽要求, 对单个节点数据存储与处理要求也相对宽容<sup>[2]</sup>。传统数据压缩要求网络通信节点所捕获目标对象信号频率是信号频率两倍,

收稿日期: 2019-09-16; 修回日期: 2019-10-09。

作者简介: 孙雪峰(1979-), 男, 吉林白城人, 大学本科, 工程师, 主要从事计算机和教育技术方向的研究。

否则无法还原原始信号。传统数据压缩将捕获到的信号全部发送到下一个节点之前，需将信号接近零的数据进行变换处理，并保留少量系数，再将该系统编码压缩<sup>[3]</sup>。

以往数据压缩虽然能够减少数据量，但在高频率采样过程中，大量信息采集将会要求网络通信服务节点硬件设备具有高处理效率以及数字转换能力配置。此外，数据压缩后的信号虽然能够舍弃大量近似于零的数据，但要求存储信号数值并没有减少节点采集数据量<sup>[4]</sup>。

当网络通信服务信号是稀疏可压缩状态下时，该技术能以低于信号原始维度样本重构原始信号。采用联合压缩感知重构技术，能够克服传统检测技术模拟信号频率两倍技术限制，将数据进行非线性投影，并采集数据量较少观测值，进而降低网络通信服务节点目标数据采样样本数量<sup>[5]</sup>。观测值根据路由协议要求，全部发送给基站，根据优化重构检测技术准确重构出原始信号。

## 2 稀疏目标数据采集

结合联合压缩感知原理可知，若网络通信服务节点是随机部署的，那么离散小波变换就可视为感知数据稀疏基。在网络通信服务过程中，不同节点之间通信是具有较强关联性的，由于网络拓扑结构变化相对复杂，但小波变换能够应用于任意位置，支撑交换函数，并构造一个正交基，其所产生的基向量可用数据系数表示，使得感知数据能够在某一变换区域内以稀疏形式表示，方便压缩数据采集<sup>[6]</sup>。

在网络通信服务环境中，由于温度是一个缓慢变化的信号，因此，温度突变是具有很强稀疏性的，异常温度变化很可能为一个稀疏事件<sup>[7]</sup>。在网络通信服务区域内是否出现稀疏信号，需通过网络通信连接温度指示器，判断服务节点温度<sup>[8]</sup>。温度指示器如图 1 所示。



图 1 网络服务节点用温度指示器

通常情况下，不同节点温度是在一定范围内变化，一旦节点温度超过这一范围时，所连接的温度指示器读取结果为 1，否则为 0。系数数据采集过程可描述成如图 2 所示。

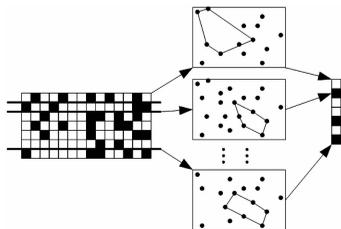


图 2 系数数据采集过程

具体采集过程如下所示：

将  $N$  个网络节点与 1 个 sink 节点组成抽象无向图，图

中的每个网络节点都需随机分配一个编号，如果两个网络节点能够相互通信，那么说明无向图中的边集合是存在的<sup>[9]</sup>。如果网络节点存在一个数据，那么网络节点的数据是可以写成一个列向量的，因此可用稀疏基来表示。在网络通信服务环境中，网络节点周期性采集数据并将数据全部存储在本地之中，sink 节点存储全部数据，通过监视网络通信服务区域内稀疏数据检测，确定稀疏二进制矩阵<sup>[10]</sup>。初始化矩阵，在每列中随机选择位置，保证位置元素都为 1，其他位置元素为 0，通过该方法构造稀疏二进制矩阵，保证数据恢复性能。根据稀疏数据采集方法，编号移动代理，使其迁移到一个感兴趣节点位置，并获取该节点感知数据，这时将携带感知数据进行加权处理，以此进行下去，直到感知兴趣节点都被移动代理所访问为止，由此完成稀疏目标数据采集<sup>[11]</sup>。

## 3 网络通信服务目标数据检测

### 3.1 未知数量检测数据精确重构

采用联合压缩感知技术对网络通信服务数据异常进行检测，其中涉及到的上下层节点网络通信数据需要及时处理，才能保证构造的稀疏矩阵无需进行预处理，就能满足约束等距条件<sup>[12]</sup>。采用离散编组形式，能够及时捕获网络通信结果，进而实现对未知数量检测数据精确重构。

假设网络通信服务检测节点信号是线性叠加的，那么将不会存在网络信号之间的干扰问题。将网络通信服务目标数据检测数据用向量来描述，当检测数据处于非工作状态时，相应信号值将为 0，由于目标数据检测数量满足服务检测数据远远小于目标数据检测数据情况时，则相应信号值为稀疏度的  $N$  维向量。采用联合压缩感知理论对检测到的信号进行重构，并采用正交矩阵进行描述。

当满足观测节点远远小于目标数据维数时，相应信号值足够稀疏，且目标数据检测节点信号满足路由信息协议时，能够依据求解最小初始步长范数稀疏重构出目标数据检测信号。结合相关数据可知，求解出来的最小初始步长问题属于最小编译问题，将该过程应用到信号稀疏重构过程之中，能够显示出相应编组位数，以此转换为进化算子。通过不断迭代更新处理蜘蛛算子后，获取相应权重最高个体，并进行编组位变换，提升网络通信服务数据样本信号稀疏重构过程的多样性，以此保证算法收敛最优解。

### 3.2 数据异常检测

提取最优重构数据，利用构造函数计算网络通信服务数据之间的相似度，根据该相似度能够区分不同样本，进而剔除多余数据。

采用联合压缩感知技术对网络通信服务目标数据进行检测，具体实施过程如下所示：

通过重构后的强相关数据连接记录、连接记录相应特征、通信服务数据特征近似度计算通信服务数据间近似度，并确定重构后通信服务数据分类线性边界。如果强相关性训练数据是线性可分的，那么将存在一对相应决策函数，使网络通信服务数据间隔最大等价达到最小，即为通信服

务数据最优分类面，由此实现网络通信服务目标数据检测。

### 4 实验分析

基于联合压缩感知重构的网络通信服务目标数据检测技术研究可靠性，设计了一种简化网络拓扑结构，如图 3 所示。

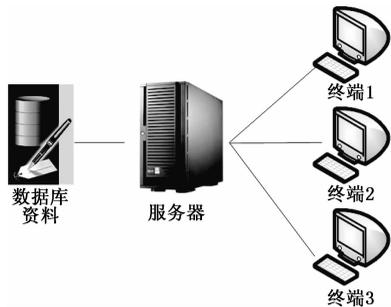


图 3 简化网络拓扑结构

将 FusionServer RH2288 V3 服务器作为重要控制设备，保证每个端都能与服务器直接通信，使每一个加入网络的用户，都能将基本信息添加到服务器资料库之中，以此查找数据资料库中指定目标信息，进而确定目标精确位置，使客户端不会因设备故障停机而影响其他客户端的正常通信。

#### 4.1 实验环境设置

在进行实验测试时，需在 Visual C++ 6.0 环境中，采用 C++ 语言编译来实现。运行的机器配置型号为 Pentium4，CPU 为 3.0 GHz，内存大小为 512 MB。在 Matlab 实验平台上，提取网络监测系统下的真实数据，每隔 15 分钟进行一次采样，实验设备选择 Intel (R) Core (TM) i5-3210CPU 2.5 GHz 型号计算机，内存大小为 16 GB。

运行机器内核配置如图 4 所示。

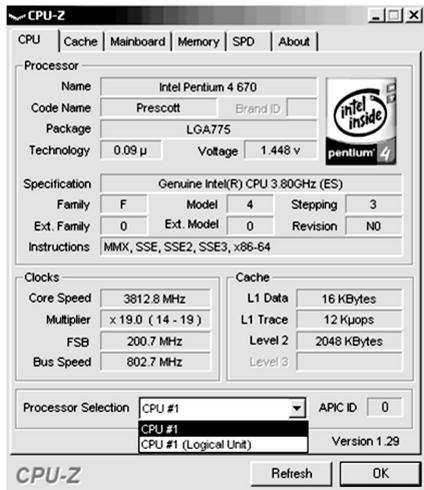


图 4 运行机器内核配置

#### 4.2 通信量分析

将联合压缩感知检测技术中的稀疏目标数据采集方法与以往方法在不同压缩率情况下，随着网络节点数量增加，各个方法在通信总量变化方面进行对比分析。图 5 (a) 是压缩率为 10 时的不同方法总通信量实验结果，图 5 (b) 是压缩率为 5 时的不同方法总通信量实验结果。

1) 压缩率为 10：当节点数量为 800 个时，无监督组件

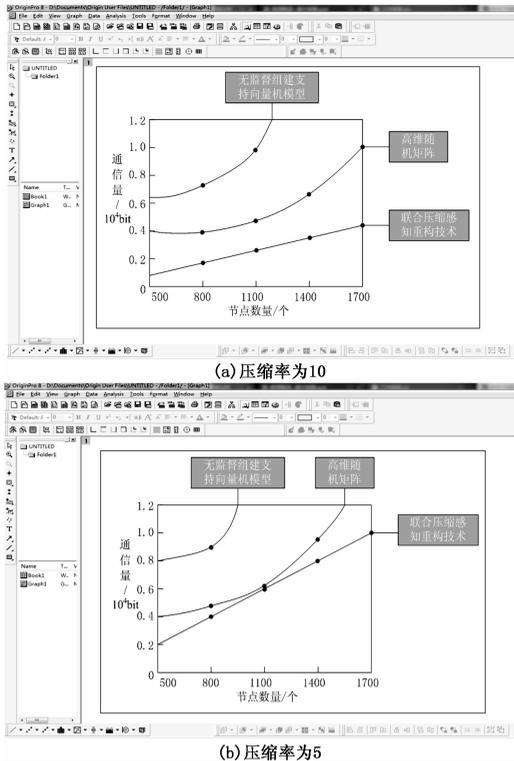


图 5 不同方法总通信量

支持向量机模型检测技术、高维随机矩阵检测技术和联合压缩感知重构技术的通信量依次为  $0.18 \times 10^4$  bit、 $0.38 \times 10^4$  bit、 $0.75 \times 10^4$  bit；当节点数量为 1100 个时，三种技术检测的通信量依次为  $0.28 \times 10^4$  bit、 $0.5 \times 10^4$  bit、 $1.0 \times 10^4$  bit；当节点数量为 1400 个时，无监督组件支持向量机模型检测技术通信量已经达到最高为  $1.2 \times 10^4$  bit，且不再发生改变，而高维随机矩阵检测技术和联合压缩感知重构技术的通信量依次为  $1.0 \times 10^4$  bit 和  $0.39 \times 10^4$  bit。

2) 压缩率为 5：当节点数量为 800 个时，无监督组件支持向量机模型检测技术、高维随机矩阵检测技术和联合压缩感知重构技术的通信量依次为  $0.9 \times 10^4$  bit、 $0.5 \times 10^4$  bit、 $0.4 \times 10^4$  bit；当节点数量为 1100 个时，无监督组件支持向量机模型检测技术通信量达到  $1.2 \times 10^4$  bit，且不再发生变化，而高维随机矩阵检测技术的通信量在节点数量为 1400 个时，也达到最大通信量状态。联合压缩感知重构技术在节点数量为 1700 个时，通信量达到最大为  $1.0 \times 10^4$  bit。

由图 5 可看出，随着节点数量增加，通信量也会随之增加。联合压缩感知重构技术通信量远远小于监督组件支持向量机模型检测技术、高维随机矩阵检测技术，因为联合压缩感知重构技术在数据收集过程中分析了不同温度下稀疏目标数据采集过程，将通信量较大节点数据进行压缩处理，保证节点所传送的通信量都相对较小。联合压缩感知重构技术选取的簇头位于簇中心位置，因此，簇内节点只需将信息全部发送到中心附近位置，就可将各自收集到的信息发送到接近左下角的父节点，大大增加了数据传输效率，进而增加网络通信量。

### 4.3 实验结果与分析

根据上述通信量分析结果可知，联合压缩感知重构技术随着节点数量的增加，通信量相对较小，压缩效果较好。为了进一步验证联合压缩感知重构技术的可靠性，以 500 个通信服务数据样本为例，对联合压缩感知重构技术检测结果进行测试。图 6 给出联合压缩感知重构技术对通信服务数据样本进行分类处理，具有较好分类效果，分类线性边界定位较为精准。

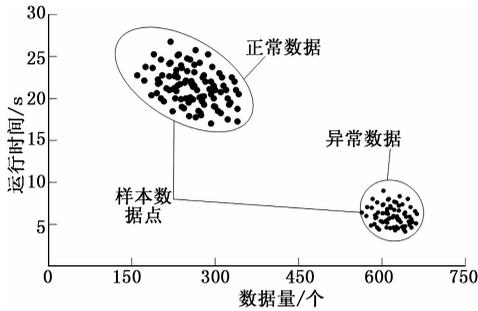


图 6 联合压缩感知重构技术数据分类结果

使用平均数值度量对网络通信服务目标数据的监测效果进行评估，并与以往两种方法进行实验对比分析，通过获取不同方法下的平均数值进行数据收集。通过 ROC 曲线能够直观描述出目标数据检测率和误报率，依据两者之间线性关系，设置多个临界值，由此绘制出如图 7 所示的 ROC 曲线图。

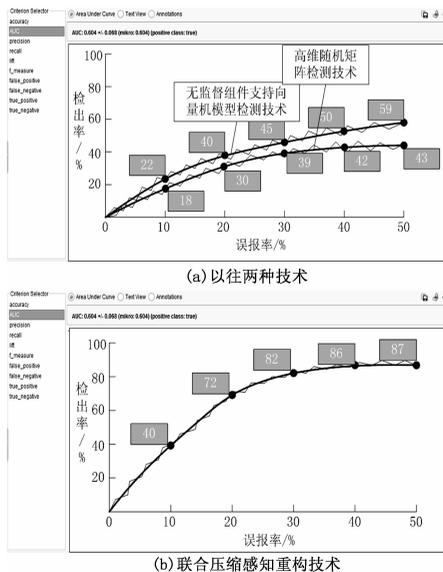


图 7 不同方法相应 ROC 曲线

由图 7 可看出，无监督组件支持向量模型检测技术、高维随机矩阵检测技术 ROC 曲线下方所空余的面积较小，随着误报率增加，两种技术目标数据检出率始终没超过 60%；联合压缩感知重构技术相应的 ROC 曲线下方所空余的面积较大，随着误报率增加，该技术目标数据检出率最高可达到 87%，说明联合压缩感知重构技术网络通信服务目标数据检测精度较高，误报率也相对较低，数据检测

效果理想，也由此证实了基于联合压缩感知重构的网络通信服务目标数据检测技术研究方法是具有可靠性的。

### 5 结论

联合压缩感知在网络通信服务目标数据检测研究成为近年来研究热点为题，在数据可压缩条件下，通过采集少量测量值恢复大量原始数据，为数据检测提供基础数据。主要研究成果总结如下：

结合试验结果可看出，提出的基于联合压缩感知重构检测技术与以往检测技术相比具有明显优势，主要是因为所提检测技术利用联合压缩感知重构检测技术对网络节点所采集到的通信服务数据进行处理，能够完成对未知数据精确重构。利用该技术在提高通信服务目标数据检测率的同时，还能降低目标数据误报率，检测性能明显更优。

研究内容仍存在一些问题的总结如下：

- 1) 基于联合压缩感知重构检测技术可以均衡网络通信服务节点之间的能量消耗，但网络整体延迟还相对较大，因此，研究网络延迟小且能量均衡数据分析模型是具有必要性的。
- 2) 受到时间限制，目前只考虑了规则簇区域的划分方式，但该方式仅适用于各种已经划分簇区域中簇头的选取，因此，进一步将网络簇区域中的划分进行研究，能够更好地实现能量的有效收集。

### 参考文献：

[1] 黄元超, 王阿川. 基于空谱联合和波段分类的高光谱压缩感知重构 [J]. 液晶与显示, 2018, 33 (4): 291-298.

[2] 刘静, 盛明星, 宋大伟, 等. 基于分布式压缩感知的联合检测与跟踪算法 [J]. 控制与决策, 2017, 32 (2): 239-246.

[3] 王明爱. 基于压缩感知信号重构的间歇采样转发干扰对抗方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40 (4): 717-725.

[4] 余路, 曲建岭, 高峰, 等. 基于过完备字典的缺失振动数据压缩感知重构算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39 (8): 1871-1877.

[5] 裴立业, 江桦, 麻曰亮. 基于选择性测量的压缩感知去噪重构算法 [J]. 通信学报, 2017, 38 (2): 106-114.

[6] 李生. 基于多方向正交匹配追踪的压缩感知图像重构算法 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18 (2): 239-243.

[7] 张志明. 无线传感器网络中基于字典优化的压缩感知定位方法 [J]. 计算机科学, 2019, 46 (4): 118-122.

[8] 陆惠玲, 周涛, 王惠群, 等. 基于非下采样轮廓波变换和压缩感知的 PET/CT 像素级融合算法 [J]. 图学学报, 2017, 38 (6): 887-895.

[9] 王志爱. 基于观测矩阵优化的自适应压缩感知算法 [J]. 计算机应用, 2017, 37 (12): 43-47.

[10] 赵晓娟, 张爱华, 杨守义, 等. 基于结构化压缩感知的 NOMA 系统多用户检测 [J]. 现代电子技术, 2018, 41 (5): 1-4.

[11] 郑明浩. 基于确定性压缩感知采样策略的阵列失效单元远场诊断方法 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40 (11): 6-11.

[12] 孙保明, 郭艳, 李宁, 等. 无线传感器网络中面向压缩感知定位的动态字典算法 [J]. 电子与信息学报, 2017, 39 (10): 2513-2519.