



























与节点死亡数的关系.其中,设置节点的初始能量为 1J,数据包长度  $B$  为 50 字节,数据压缩率  $\rho=M/N=0.11$ ,节点平均发送距离  $d=4$ ,收发的电路能耗  $\alpha_1$  为 50nJ/bit,距离衰减系数  $\alpha_2$  为 10pJ/bit/m<sup>2</sup>.如图 12 所示:对于 SRS-DG 算法,死亡节点出现相对分散,虽然其采用极稀疏方法使得网络的整体发包量减少,但网络能耗极不均衡,Sink 的一跳邻居节点在数据收集的前 400 轮几乎已经死亡殆尽,而使整个网络提前失效;而对于 CDG 算法、Hybird-CS 算法和 CS-RTSC 算法,由于数据收集过程中采用压缩感知,所以节点死亡较为集中;另外,由于压缩感知每轮数据收集需全网节点参与,所以当网络中第 1 个节点死亡即认为网络寿命终止.由仿真结果可得,Hybird-CS 算法、CDG 算法、CS-RTSC 算法分别在第 774 轮、第 870 轮、第 1 010 轮出现第 1 个死亡节点.因此,在链路平均丢包率为 20%时,CS-RTSC 算法相对于 Hybird-CS 算法和 CDG 算法分别增加了 30%和 16%的网络寿命,有效保证了能耗均衡,延长了网络寿命.

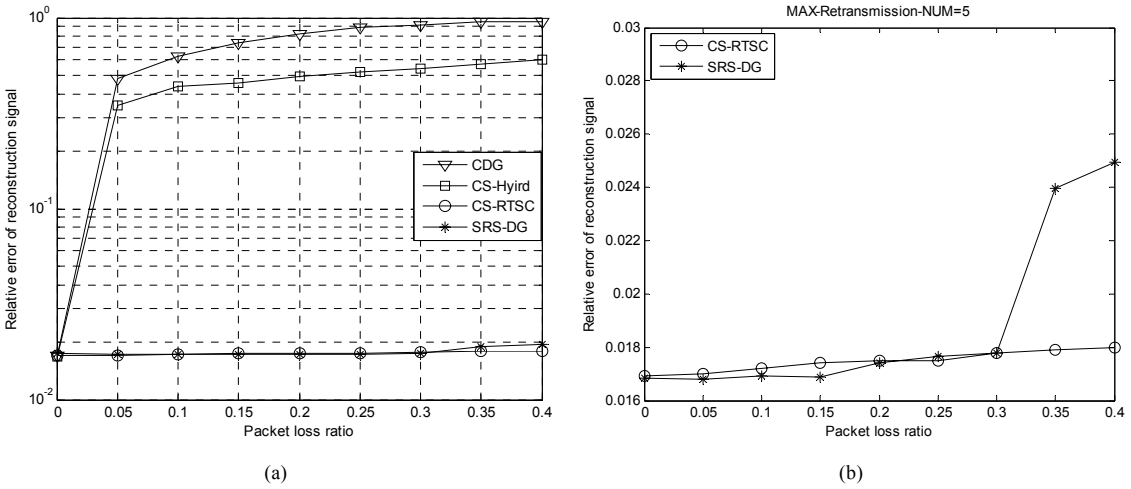


Fig.10 Comparison of algorithms reconstruction performance

图 10 算法数据重构性能对比

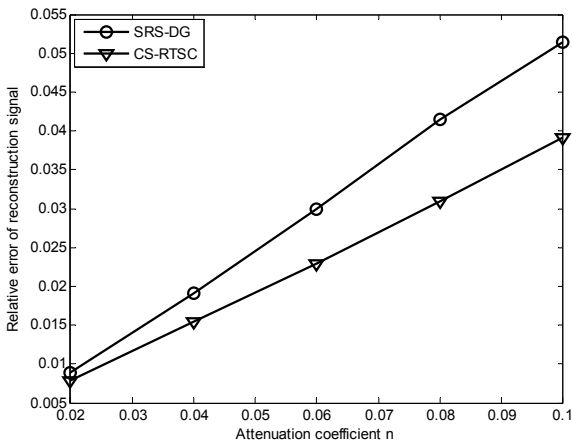


Fig.11 Impact of data spatial correlation on reconstruction performance

图 11 数据空间相关性对算法重构性能影响

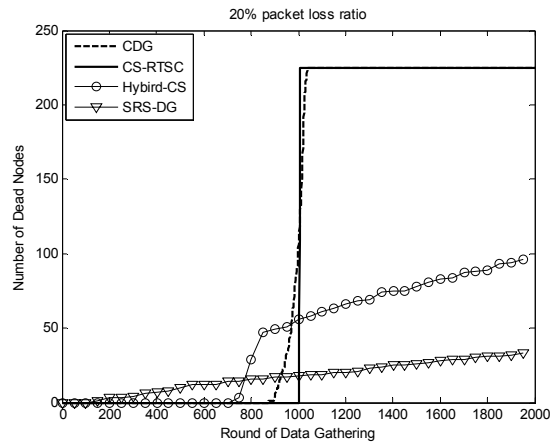


Fig.12 Comparison of network lifetime

图 12 网络寿命对比

### 3.2 影响算法性能因素分析

对于 CS-RTSC 算法,影响其性能的因素主要有:算法的数据压缩率 $\rho=M/N$ 、时间序列相关性补包的预测阶数  $k$ 、重传允许的最大重传次数  $\max\_num$  和混合丢包的组成比例等.其中,用有损链路下块状丢包出现概率与随机丢包出现概率的比值  $R=p_{BRL}/p_{ERL}$  来描述混合丢包的组成比例.本节将分别通过仿真实验分析上述因素对性能的影响.

图 13 为在  $\max\_num=5$ 、时间序列相关性预测阶数为 3、 $R=0.5$  的条件下,CS-RTSC 算法相对重构误差随数据压缩率的变化关系.随数据压缩率 $\rho$ 的增加,算法的相对重构误差逐渐减小,压缩率 $\rho$ 在不小于 0.075 时,3 种链路条件下均可实现成功重构;当 $\rho>0.11$  后,CS-RTSC 算法的重构精度趋于稳定.由于数据压缩率一方面影响 CS 数据重构的精度,另一方面也影响网络的能耗,随数据压缩率的增大,CS 数据重构精度提高,而网络能耗却增加,因此在选择数据压缩率 $\rho$ 时,需权衡网络能耗和数据的重构精度.另外,根据上述仿真结果,当数据的压缩率 $\rho$ 相同时,CS-RTSC 算法的数据相对重构误差随链路的平均丢包率变化不大.如:当数据压缩率为 0.089 时,理想链路、平均丢包率为 20%和 40%链路的相对重构误差分别为 0.0168,0.0175 和 0.0195,三者之间彼此相差仅为 0.002 左右;而当数据压缩率为 0.11 时,三者之间彼此相差不足 0.001.因此,CS-RTSC 算法的重构精度随链路丢包率变化较小.

图 14 为时间序列相关性补包的预测阶数  $k$  与 CS-RTSC 算法重构性能的关系,其中,数据压缩率 $\rho=0.11$ , $\max\_num=5$  和  $R=0.5$ .通过改变 GreenOrbs 系统数据的采集间隔来改变数据序列的时间相关性,采集间隔越大,数据序列的时间相关性越弱;反之则越强.仿真结果表明:随预测阶数  $k$  增大,CS-RTSC 算法相对重构误差逐渐增大.这是由于在节点采集数据的时间序列相关性中,相邻数据之间的相关性最强,所以仅采用丢包上一时隙的数据预测丢包数据时,对应的预测误差最小.另外,数据序列的时间相关性不同,重构误差随预测阶数  $k$  增大的速率也不相同,数据序列的时间相关性越弱,重构精度越差,预测阶数  $k$  对算法重构精度的影响越大.因此 CS-RTSC 算法在环境数据发生较大波动时,重构性能将变差.而在实际数据采集过程中,由于 WSN 采集数据的时间相关性会随时间、空间的变化而变化,且发生块状丢包后可能存在连续预测的情况,因此,为保证算法的重构性能,本文采用基于重构精度反馈的自适应预测阶数  $k$ .

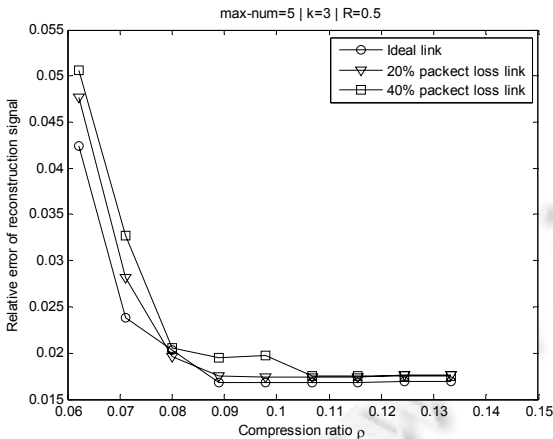


Fig.13 Relationship between data compression ratio and relative reconstruction error of CS-RTSC

图 13 数据压缩率与 CS-RTSC 相对重构误差的关系

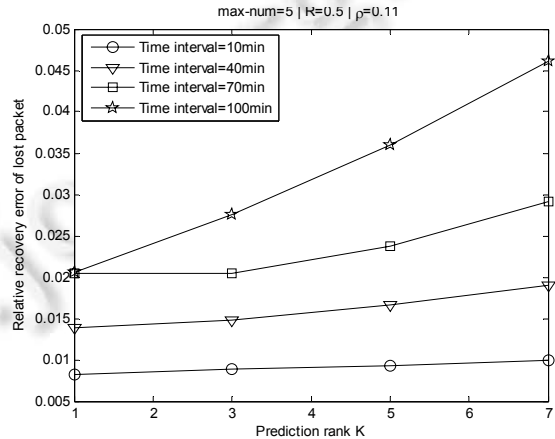


Fig.14 Impact of prediction rank on recovery accuracy of packet loss

图 14 预测阶数对丢包恢复精度的影响

在数据压缩率 $\rho=0.11$ 、时间序列相关性预测阶数  $k=3$  和  $R=0.5$  的条件下,仿真最大重传次数  $\max\_num$  对 CS-RTSC 算法性能的影响如图 15 所示.由图可知:随最大重传次数的增加,算法重构的相对误差逐渐减小,并且减小速率逐渐变慢.如在丢包率为 20%时,最大重传次数为 1,3,5,7 的相对重构误差分别为 0.310,0.056,0.019,0.016.

由于算法成功重构的阈值 $\omega=0.03$ ,则为保证算法的重构成功率,通常选择的最大重传次数应不小于 5.

对于 CS-RTSC 算法,链路上出现的不同丢包类型对算法重构精度的影响程度也不相同,因此,本文在最大重传次数为 5、预测阶数为 3、数据压缩率 $\rho=0.11$  的条件下,仿真块状丢包出现概率与随机丢包出现概率的比值 $R=p_{BRL}/p_{ERL}$  与 CS-RTSC 算法相对重构误差的关系如图 16 所示.其中,比值  $R$  越大,混合丢包中块状丢包所占的比例就越大.由图可知:当链路的平均丢包率相同时,混合丢包中块状丢包的比例越大,算法的重构精度就越差.由于块状丢包采用时间序列预测处理,预测结果存在预测误差,而随机丢包采用重传机制可恢复丢失的原始数据,所以块状丢包比例越大,CS 压缩的原始数据就存在越大的误差,进而经重构后存在的误差也越大.另外,如图 16 所示:在平均丢包率为 30%时,比值  $R$  由 0 增至 2,算法的相对重构误差从 0.017 1 增加至 0.017 5,其误差的增幅相对较小.此现象说明本文设计的时间序列相关性预测丢包算法所能达到的重构精度与原始数据包达到的重构精度相差较小,也即本文对块状丢包的处理算法具有有效性.

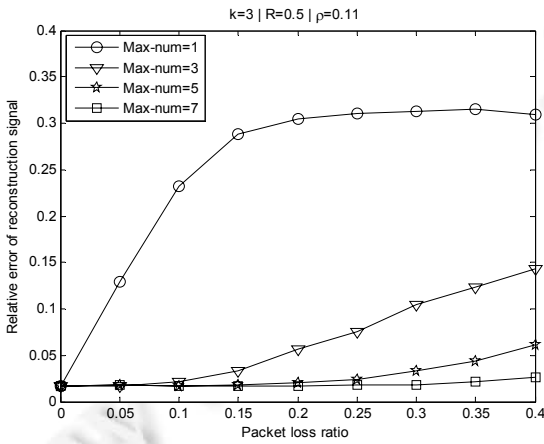


Fig.15 Impact of maximum retransmission number on the performance of CS-RTSC

图 15 最大重传次数对 CS-RTSC 性能的影响

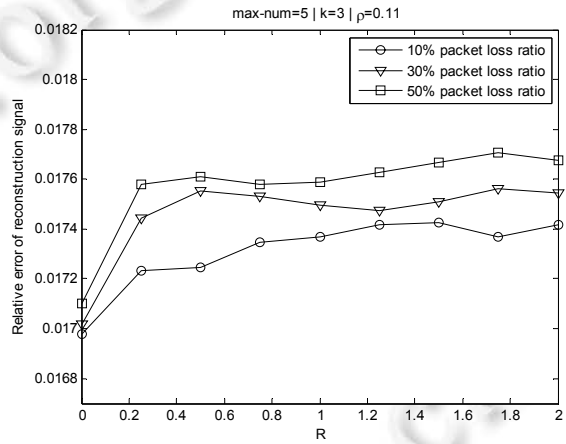


Fig.16 Impact of CL composition on the performance of CS-RTSC

图 16 混合丢包的组成比例对 CS-RTSC 性能影响

### 4 总 结

本文面向在中小型无线传感网络下,有损链路丢包造成现存 CS 数据收集算法不能有效重构的问题,提出了 CS-RTSC 算法.在 CS 数据收集过程中,若链路上出现丢包,提出采用滑动窗实时统计分析节点当前的丢包类型,对于随机类型丢包采用重传机制恢复,对于块状丢包设计了时间相关性序列预测恢复,从而降低了有损链路丢包的影响,保证了 CS 数据收集在有损链路下的正常实施.仿真结果表明:该算法可有效保证 CS 数据收集在有损链路下的正常实施,且具有较好的重构精度;相对于仅采用重传恢复丢包的 CS 数据收集算法,有效延长了网络寿命.另外,本文还分析了影响 CS-RTSC 算法性能的因素,分别讨论了算法的数据压缩率 $\rho=M/N$ 、时间序列相关性补包的预测阶数  $k$ 、重传允许的最大重传次数  $\max\_num$  和混合丢包的组成比例等因素对算法性能的影响.

通过对 CS-RTSC 算法影响因素的分析,该算法在网络环境数据较为平稳且网内传输时延低、流量负载轻的条件下,具有更好的性能.这是由于若环境数据剧烈变化,一方面,压缩感知重构算法的性能将会受限;另一方面,网内数据的时间相关性变弱,将使时间序列相关性预测丢包的精度下降,从而影响算法的重构性能.对于网内的传输时延,若时延过大,将会使节点对数据包接收情况造成误判,从而影响了当前链路状态的判断;对于网络流量负载,若网内各节点的流量负载过大,则容易造成网络拥塞,进而增加了节点丢包的块状丢包比例.根据分析可知,块状丢包的比例增高将会降低算法的重构精度.因此,CS-RTSC 算法在轻流量负载的网络中具有更好的性能.

**References:**

- [1] Shi GM, Liu DH, Gao DH, Liu Z, Lin J, Wang LJ. Advances in theory and application of compressed sensing. Chinese Journal of Electronics, 2009,37(5):1070–1081 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2009.05.028.]
- [2] Luo C, Wu F, Sun J, Chen CW. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks. In: Proc. of the 15th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2009. 145–156. [doi: 10.1145/1614320.1614337]
- [3] Luo C, Wu F, Sun J, Chen CW. Efficient measurement generation and pervasive sparsity for compressive data gathering. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2010,9(12):3728–3738. [doi: 10.1109/TWC.2010.092810.100063]
- [4] Ebrahimi D, Assi C. Compressive data gathering using random projection for energy efficient wireless sensor networks. Ad Hoc Networks, 2014,16(1570-8705):105–119. [doi: 10.1016/j.adhoc.2013.12.004]
- [5] Nguyen MT, Teague KA. Tree-Based energy-efficient data gathering in wireless sensor networks deploying compressive sensing. In: Proc. of the 23rd Wireless and Optical Communication Conf. (WOCC). New York: IEEE Press, 2014. 1–6.
- [6] Wang W, Garofalakis M, Ramchandran K. Distributed sparse random projections for refinable approximation. In: Proc. of the 6th Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM Press, 2007. 331–339. [doi: 10.1109/IPSIN.2007.4379693]
- [7] Zhang C, Zhang X, Li O, Wang C, Zhang DL. Data gathering using dynamic clustering based on WSN compressive sensing algorithm. Journal of Computer Research and Development, 2016,53(9):2000–2008 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.7544/issn1000-1239.2016.20150459]
- [8] Mahmudimanesh M, Khelil A, Suri N. Balanced spatio-temporal compressive sensing for multi-hop wireless sensor networks. In: Proc. of the 9th Int'l Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems (MASS). New York: IEEE Press, 2012. 389–397. [doi: 10.1109/MASS.2012.6502539]
- [9] Wang J, Ji SQ, Cheng Y. Spatial-Temporal correlation-based low-latency compressed sensing in WSNs. Int'l Journal of Grid and Distributed Computing, 2015,8(3):53–64. [doi: 10.14257/ijgcd.2015.8.3.06]
- [10] Li P, Hastie TJ, Church KW. Very sparse random projections. In: Proc. of the 12th ACM SIGKDD Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2006. 287–296. [doi: 10.1145/1150402.1150436]
- [11] Kong LH, Xia MY, Liu XY, Wu MY, Liu X. Data loss and reconstruction in sensor networks. In: Proc. of the 2013 IEEE INFOCOM. New York: IEEE Press, 2013. 1654–1662. [doi: 10.1109/INFOCOM.2013.6566962]
- [12] Wu XG, Yang PL, Jung T, Xiong Y, Zheng X. Compressive sensing meets unreliable link: Sparsest random scheduling for compressive data gathering in lossy WSNs. In: Proc. of the 15th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM Press, 2014. 13–22. [doi: 10.1145/2632951.2632969]
- [13] Srinivasan K, Kazandjieva MA, Agarwal S, Levis P. The  $\beta$ -factor: Measuring wireless link burstiness. In: Proc. of the 6th ACM Conf. on Embedded Network Sensor Systems. New York: ACM Press, 2008. 29–42. [doi: 10.1145/1460412.1460416]
- [14] Munir S, Lin S, Hoque E, Nirjon SM, Stankovic JA, Whitehouse K. Addressing burstiness for reliable communication and latency bound generation in wireless sensor networks. In: Proc. of the 9th ACM/IEEE Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM/IEEE Press, 2010. 303–314. [doi: 10.1145/1791212.1791248]
- [15] Guo ZQ, Wang Q, Wan YD, Wu L. Modeling of burstiness for IEEE 802.15.4 radio link and optimizing for retransmission mechanism in industrial environments. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2012,23:77–86 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12009.htm>
- [16] Wan CY, Campbell AT, Krishnamurthy L. Pump-Slowly, fetch-quickly (PSFQ): A reliable transport protocol for sensor networks. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005,23(4):862–872. [doi: 10.1109/JSAC.2005.843554]
- [17] Liu YH, He Y, Li M, Wang JL, Liu KB, Mo LF, Dong W, Yang Z, Xi M, Zhao JZ, Li XY. Does wireless sensor network scale? A measurement study on GreenOrbs. IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems, 2013,24(10):1983–1993. [doi: 10.1109/TPDS.2012.216]
- [18] Kapgate D. Weighted moving average forecast model based prediction service broker algorithm for cloud computing. Int'l Journal of Computer Science and Mobile Computing, 2014,3(2):71–79.
- [19] Wang C, Zhang X, Li O. Sparse random projection algorithm based on minimum energy tree in wireless sensor network. Journal of Communications, 2015,10(9):740–746.



附中文参考文献:

- [1] 石光明,刘丹华,高大化,刘哲,林杰,王良君.压缩感知理论及其研究进展.电子学报,2009,37(5):1070-1081. [doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2009.05.028]
- [7] 张策,张霞,李鸥.基于压缩感知的无线传感网动态分簇数据收集算法.计算机研究与发展,2016,53(9):2000-2008. [doi: 10.7544/j.issn1000-1239.2016.20150459]
- [15] 郭志强,王沁,万亚东,吴龙.工业环境中 IEEE 802.15.4 链路突发性建模及重传机制优化.软件学报,2012,23:77-86. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12009.htm>



韩哲(1991—),男,河南洛阳人,硕士生,主要研究领域为无线传感网络,压缩感知,嵌入式系统.



张策(1991—),男,博士,主要研究领域为无线传感网络,压缩感知.



张霞(1979—),女,博士,副教授,主要研究领域为无线传感网络协议,协议逆向分析,可见光通信.



张大龙(1976—),男,博士,讲师,主要研究领域为无线通信和移动通信协议,大规模数据处理.



李鸥(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为无线传感网络,认知无线电,无线自组织网络.

www.jos.org.cn