

能量最佳分簇水下声传感器网络时钟同步研究

王 硕,高明生,徐 宁

(河海大学 物联网工程学院,江苏 常州 213002)

摘 要:时钟同步技术不仅是水下传感器网络节点协同工作的基础问题也是必要条件。与陆地传感器网络不同,电磁波在水下传播受到的衰减严重,而水声信道带宽窄且信号传播速率低,在水下传播具有很大的时延,给水下传感器网络的时钟同步带来了诸多挑战。文中研究了水下传感器网络的分簇技术,在此基础上提出传感器网络的时间同步算法。该算法将时间同步分为簇间节点同步和簇内同步两个过程,通过求数学期望的方法计算求得最佳的簇数值,当网络分簇的个数为最佳簇数时,全网络的能耗达到最低并延长了网络的生命周期。MATLAB 仿真结果表明,与 MU-Sync 时间同步算法相比,基于能量最佳分簇的水下声传感器网络时间同步算法能耗低且精度高,显示出最佳分簇时钟同步算法的优点。

关键词:水下传感器网络;分簇技术;时钟同步;能量

中图分类号: TN929.3; TP393.3

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2017)12-0144-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.12.031

Study on Clock Synchronization of Underwater Acoustic Sensor Networks Based on Optimal Energy Clustering

WANG Shuo, GAO Ming-sheng, XU Ning

(School of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213002, China)

Abstract: Clock synchronization technology is the fundamental problem and also a necessary condition for underwater sensor networks' nodes to collaboratively work. Unlike terrestrial sensor networks, acoustic channel bandwidth is very narrow, resulting in low signal transmission rate, and the propagation delay is very large in water. The clustering technology for underwater sensor networks is proposed and synchronization protocol is put forward for underwater acoustic sensor networks on the basis. It divides the time synchronization into inter-cluster and intra-cluster synchronization. The optimal number of clusters are calculated by the method of mathematical expectation. The WSN energy consumption will be the lowest when clustered by the optimal number of clusters, and it improves the lifetime of WSN. The simulation on MATLAB shows that compared with another clock synchronization protocol, MU-Sync, the optimal cluster clock synchronization technology not only degrades energy consumption, but also behaves high precision, validating its advantages.

Key words: underwater sensor network; clustering technology; clock synchronization; energy

0 引 言

随着无线传感器网络技术的迅猛发展,当前水下无线传感器网络的研究已经受到学术界的高度重视^[1]。由于传感器节点间的时间同步对监测数据的精确读取与处理(如对某事件的监测和对设定目标的定位)以及数据的实时传输(如数据包调度和节点唤醒机制)都具有重要的现实意义,因此实现水下无线传感器网络精确的时间同步是保证传感器网络服务质量的根本要求^[2]。目前,国内外研究者对应用在陆地上的

的无线传感器网络的时间同步进行了更加深入的探讨与研究,并提出了一系列适应于陆地上的时间同步协议^[3-5]。这些应用在陆地上的时间同步协议虽然同步精度高,但都是使用电磁波发射信号进行通信,传播时延在其同步过程中往往忽略不计。由于电磁波信号在水下衰落严重,因此,声波是水下传感器网络进行通信的主要方式,这为水下传感器网络的时间同步带来了诸多挑战。水下声波的传播速率比空气中电磁波的传播速率低5个数量级(约1 500 m/s)^[6],因此时间同步

收稿日期:2016-12-20

修回日期:2017-04-21

网络出版时间:2017-09-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61401148);中央高校基本科研业务费重点培育专项(2015B25214);常州市应用基础研究计划(CJ20159039)

作者简介:王 硕(1991-),女,硕士研究生,研究方向为水声传感器网络;高明生,博士,副教授,研究方向为计算机网络、水声传感器网络、智能电网等;徐 宁,博士,副教授,研究方向为语音信号处理等。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170927.0958.032.html>

过程中的传播时延不可忽略。

针对上述问题,文中提出了一种基于能量分簇的时钟同步算法^[7-8]。该算法先对簇首节点完成时间同步,并以簇首节点完成时间同步的时间为基准,再对簇内的成员节点完成时间同步。该方式使用了动态分簇技术^[9],不仅降低了网络能耗,而且减少了通信开销。

1 水下传感器网络分簇技术

水声信号在传播过程中,传播距离与信号频率是引起传播损失的主要原因^[10]。因此,水声信号传输的距离越长,衰减的幅度越严重,也会随之产生多径效应和多普勒频移,这些都使原始信道叠加了大量的噪声干扰,在接收端解码时对能量需求也比较大。

综合以上因素,提出了一种分簇技术。水下传感器网络被分成多个簇群,假设每个簇都近似为一个圆形区域,簇首节点的位置处于该圆形监测区域的中心;本簇内的成员节点只能与簇内节点(包括簇首节点)通信,若需与其他簇进行通信则必须通过本簇的簇首节点完成。这种分簇技术缩短了节点间的通信距离,降低了由于长距离传输产生的多径效应和多普勒频移造成的干扰,同时也减少了节点能量的消耗。

该时钟同步模型是以节点的能量为基础而建立的,旨在求出在能耗最低的情况下的最佳分簇数量。该方法的应用背景为海洋的浅海区域。在这种环境中,经过学术研究认为,声信号是通过柱面波进行传播^[11]。浅海信号损耗包括扩展损耗、吸收损耗、边界损耗及一些附近损耗(海洋噪声)。

对于水声传感器网络,在节点能量消耗模型的定义方面有不少的参考文献^[12-13],采用与文献[13]相同的能量消耗模型。因此节点发送传输数据的能耗可以表示为:

$$E_{tx} = E_0 + C \times H \times r \times e^{\alpha(f)r} \times T \quad (1)$$

其中, $C = 2\pi \times 0.67 \times 10^{-9.5}$; $\alpha(f) = \frac{0.11f^2}{1+f^2} + \frac{44f^2}{4100+f^2} + 2.75 \times 10^{-4}f^2 + 0.003$, f 为发射频率; E_0 为节点发送或接收数据时内部电路的能量消耗; T 为数据的传输时间; H 为节点平均水深; r 为节点到簇首节点之间的传输距离。

整个网络的分簇完成后,节点与簇首进行通信。假设监测区域共包含 N 个成员节点,则可通过式(1)计算出簇内所有节点的能耗:

$$E_A = \sum_{i=1}^N (2E_0 + C \times H \times R \times e^{\alpha(f)R}) \quad (2)$$

其中, R 为节点到簇首节点之间的距离。

为得到每个簇的能耗,需要对式(2)取期望,计算

得出:

$$\bar{E}_A = N \times 2E_0 + N \times C \times H \times E(R \times e^{\alpha(f)R}) \quad (3)$$

由式(3)可以看出,影响每个簇的能耗的两个变量分别是每个簇内的节点数量与未知的期望 $E(R \times e^{\alpha(f)R})$ 。

已知节点在簇内区域的概率分布密度函数为 $f(R)$,这里假设划分的每个簇为圆形区域, R_{ch} 为簇的半径,则:

$$f(R) = \frac{\pi R^2}{\pi R_{ch}^2} \quad (4)$$

因此每个簇内节点的能耗可表示成:

$$E(R \times e^{\alpha(f)R}) = \int_0^{R_{ch}} R \times e^{\alpha(f)R} \times \frac{\pi R^2}{\pi R_{ch}^2} dR \quad (5)$$

对 R_{ch} 求偏微分,取其零点值,可得到 \bar{E}_A 在取极小值时 R_{ch} 的取值。

由此,监测区域的最佳分簇数量可由式(6)计算得出:

$$n = \frac{M}{\pi R_{ch}^2} \quad (6)$$

其中, M 为监测区域的面积。

在计算得到 n 后,对随机散落在监测区域的水下传感器节点采用聚类方法,对其进行分簇。

2 基于分簇的时钟同步技术

水下传感器节点的本地时钟由节点本身的晶振提供。晶振受环境温度或者压力等因素的影响,振荡频率会产生偏移,因此时钟同步会产生相应的偏移^[14]。本地时钟与标准时钟的关系可由下式表示:

$$T = at + b \quad (7)$$

其中, a 为时钟频偏; b 为时钟相偏; t 为节点的本地时钟; T 为节点的标准时钟。

在陆地无线传感器网络中,时钟同步算法按照同步消息交换的过程,大致可以分为接收端-接收端时钟同步算法和发送端-接收端时钟同步算法。综合陆地传感器网络同步算法研究成果表明,接收端-接收端时钟同步算法不能直接应用于水下环境。主要原因是水下链路传播延迟长且存在时变性,同步算法不能忽略往返传播延迟。因此采用第二种方式进行水下时钟同步,该方式的时钟同步一般采用单跳发送信标消息方式。

2.1 簇首节点同步

图1给出了簇首节点同步示意图。

簇首节点 C 向水面浮标 B 发送时间同步请求数据包代表时钟同步过程的开始,发送时刻记为 T_c^1 (该时间为簇首节点的本地时间,未经过同步);浮标 B 接收到数据请求包记录标准时刻为 T_b^1 ,并立刻向簇首节点

C 反馈,由于浮标在收到消息后立刻将消息发送出去,此时的传播延迟非常小,可忽略不计;簇首节点 C 将接收到消息的本地时间记录为 T_C^2 。由式(7)可知,节点修正后的时间可以表示为:

$$\begin{cases} aT_C^1 + D_{CB} + b_1 = T_B^1 \\ T_B^1 + D_{BC} = aT_C^2 + b_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中, D_{CB} 表示由簇首 C 到浮标 B 的传播延迟; D_{BC} 表示由浮标 B 到簇首 C 的传播延迟。

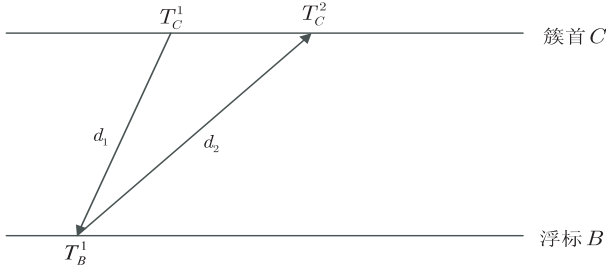


图 1 簇间时钟同步原理图

假定在节点间运动具有一定关联性的前提下,簇首节点和水面浮标在一次同步信号交换期间的相对位移关系能够形成一个三角形(如图 2 所示),浮标接收到消息后沿原路反馈消息,由于水下环境的影响,会偏离原来的轨迹产生细微的夹角。将两条传输链路之间的夹角记为 α ,将簇首节点在 T_C^2 时刻估计其接收链路于簇首节点运动轨迹之间的夹角记为 β ,由此可得出另外一个角的度数,记为 γ 。假设声音在水下的速度是恒定的,为 $c = 1\,500\text{ m/s}$, T_C^1 与 T_B^1 时刻之间的链路长度记为 d_1 ,传输延迟记为 D_{CB} , T_B^1 与 T_C^2 时刻之间的链路长度记为 d_2 ,传输延迟记为 D_{BC} ;设定簇首节点 C 的移动速度为 V_C ,在 T_C^1 与 T_C^2 之间移动的距离记为 d_1 ;则由正弦定理可求出 d_1 、 d_2 的值。

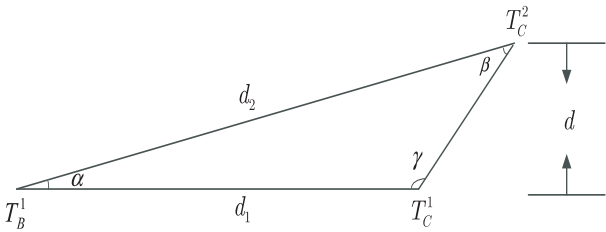


图 2 节点移动模型

$$d = V_C \times (T_C^2 - T_C^1) = \Delta T_C V_C \quad (9)$$

$$\begin{cases} D_{CB} = \frac{\Delta T_C V_C \sin \beta}{c \sin \alpha} \\ D_{BC} = \frac{\Delta T_C V_C \sin \gamma}{c \sin \alpha} \end{cases} \quad (10)$$

可得:

$$a = \frac{D_{BC} + D_{CB}}{T_C^2 - T_C^1} \quad (11)$$

通过此式能够求解出时钟频偏 a 的值,求出 a 后代入式(8)得到时钟相偏 b 的值。

$$b = \frac{b_1 + b_2}{2} \quad (12)$$

2.2 簇内节点同步

已经完成时钟同步的簇首节点作为唯一的信标节点,向簇内待同步节点发送时钟同步信息,同步过程如图 3 所示。

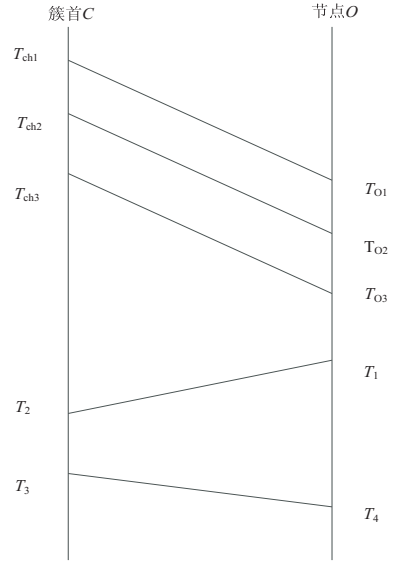


图 3 簇内节点时钟同步工作原理图

簇首节点向待同步节点发送多次时间同步数据包,发送多次的目的在于抵消由于节点运动而导致的传输时延不一致,降低时钟同步误差。假设簇首节点连续发送 i 次同步信息, D_{co}^i 代表第 i 个普通节点与簇首节点之间的传播时延;记 L_i 为节点 O 接收到第 i 次时钟同步信息时与簇首节点 O 之间的距离; V 是节点的运动速度; c 是声音在水下的传播速度;则

$$D_{co}^i = \frac{L_i}{c} \quad (13)$$

$$L_i = L_{i-1} + V(T_{ch}^i - a_o T_o^{i-1} - b) + V(a_o T_o^i + b - T_{ch}^i) \quad (14)$$

$$L_i - L_{i-1} = a_o \times V(T_o^i - T_o^{i-1}) \quad (15)$$

由式(13)~(15)可得:

$$a_o = \frac{T_{ch}^i - T_{ch}^{i-1}}{(T_o^i - T_o^{i-1})(1 - \frac{V}{c})} \quad (16)$$

由上式可知,时钟频偏 a_o 的估计值与簇首节点发送消息的时间间隔和节点接收消息的时间间隔有关。

由式(8)可知,修正后的节点时间可以表示为:

$$a_o T_1 + b_o + D_{co}^1 = T_2 \quad (17)$$

$$T_3 + D_{co}^2 = a_o T_4 + b_o \quad (18)$$

综合之前的公式,得出 b_o 的表达式为:

$$b_o = \frac{Va_o(T_4 - T_1) - a_o c(T_4 + T_1) + c(T_2 + T_3)}{2c} \quad (19)$$

由此,估算出普通节点 O 相对于簇首节点 C 的时钟频偏 a_o 和时钟相偏 b_o 。

3 仿真结果与分析

使用 MATLAB 进行仿真,仿真中采用 MAC 层时间戳,与 MU-Sync 时间同步算法进行比较。实验参数与默认值如表 1 所示。

表 1 实验参数与默认值

实验参数	默认值	实验参数	默认值
监测区域	$R = 500\text{ m}$	初始相偏	80 ppm
节点数量	100	接收抖动	15 μs
初始频偏	50 ppm	时间精度	1 μs

当簇首节点同步次数从 10 增加到 100 时, a 的误差值线性回归的结果如图 4 所示。

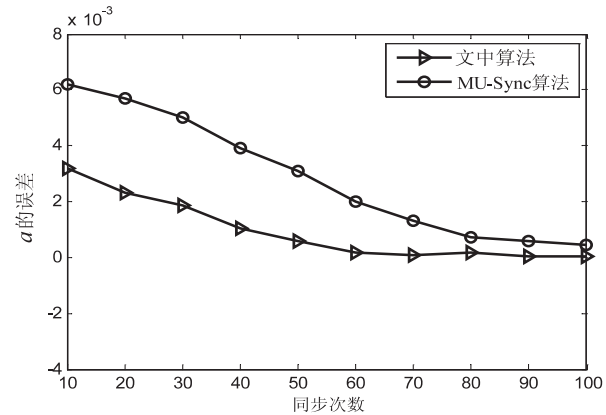


图 4 同步次数对 a 的误差影响

从图 4 可以得出,随着同步次数的增加, a 的误差值呈递减趋势且逼近于 0。同时得出文中算法的效果优于 MU-Sync 同步算法。由于在 MU-Sync 算法中第一次线性回归估计忽略了传播时延,因此得到的数据误差较大。进行第二次线性回归没有忽略传播时延的变化,并用普通节点本地时间点减去传播时延,但是此时的传播时延是通过第一次线性估计的时钟频偏求得的,因此误差会更大。

图 5 表示所有节点完成时钟同步后,本地时间的偏差变化。

实验结果表明,文中提出的时间同步算法的精确度高于 MU-Sync 算法。MU-Sync 算法为提高时钟同步精确度,采用两次线性回归估计的办法,但是在第一次线性拟合时忽略了往返传播延迟的变化,仅拟合簇内节点的本地偏斜,使得算法的误差较大。第二次线性拟合在相应的对时元组中减去传播延迟估计,而此刻的传播时延估计较大,因此即使使用两次线性回归估计得到的时间偏差还是大于文中算法。利用文中算法求得的时间偏差较小,综合考虑了往返传播时延的变化,传播链路长度和节点移动之间的关系,从而有效

控制了误差。

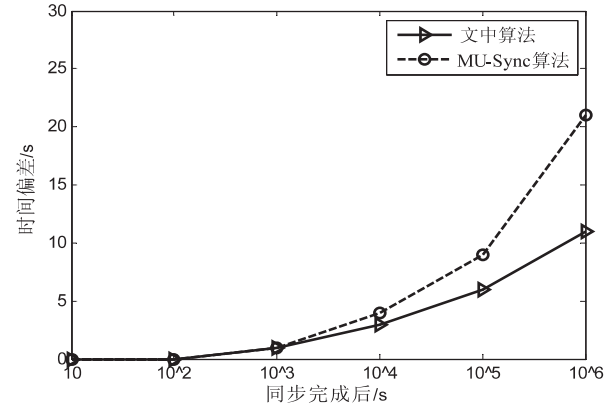


图 5 同步后时间偏差变化曲线

4 结束语

水下传感器网络采用水声信号进行通信,而水下信道环境复杂,传播时延长,导致时钟同步所需的能量较高,且同步精度不精确。针对这些问题,提出一种时钟同步算法。该算法分为簇间同步和簇内同步两个过程。簇间同步与固定在水面上的浮标节点进行通信,不仅降低了水声信道的传输时延,而且减少了同步过程中产生的报文数量;簇内同步中指定簇首节点为信标节点,节省了额外部署信标节点的数量。并且,该算法考虑到水下环境中节点随洋流的移动性与往返传输时延的不等,提高了时间同步精度。仿真结果表明,与 MU-Sync 算法相比,在最佳分簇数量下,时钟频偏的误差,同步完成后的时间偏差与网络能耗都是最优的。因此,分簇的水声传感器网络在时钟同步具有很强的工程意义。进一步的研究工作将改进节点移动的运动学模型与传播链路的路径,以更好地适应真实的水下环境,提高时钟同步精度。

参考文献:

[1] 夏娜,郑语晨,杜华争,等. 刚性驱动水下传感器节点自组织布置[J]. 计算机学报,2013,36(3):494-505.

[2] 吕超,王硕,谭民. 基于循环收敛的 UWSN 时间同步方法[J]. 系统仿真学报,2011,23(1):108-112.

[3] ELSON J, GIROD L, ESTRIN D. Fine-grained network time synchronization using reference broadcasts[C]//Proceedings of the symposium on operating systems design and implementation. New York:ACM Press,2002:147-163.

[4] GANERIWAL S, KUMAR R, SRIVASTAVA M. Timing-sync protocol for sensor networks[C]//Proceedings of the 5th international conference on embedded networked sensor systems. New York:ACM Press,2003:138-149.

[5] MAROTI M, KUSY B, SIMON G, et al. The flooding time synchronization protocol[C]//Proceedings of the 2nd international

少了时间消耗,提高了肺癌诊断的正确性,而且耗时短。说明去掉那些不必要的因素可以很好地提高推理的正确性,而且也防止了决策树因训练集太多,导致过饱和,而使正确性下降。从表 4 可以看出,加入随机森林之后,医疗诊断的准确度有所提升,这很好地避免了由于训练集过多而使决策树节点过多,从而导致不准确的情况。该算法使肺癌诊断的准确性上升了一个台阶。

5 结束语

对肺癌诊断数据进行研究与分析,着重于医疗数据属性冗余度大的问题,提出了一种基于属性依赖的可分辨矩阵的属性约简算法,找出最佳约简集,减少了很多不必要的属性。仿真结果表明,与基于可分辨矩阵的属性约简算法比较,在保证信息量的前提下,减少了算法时间开销。对快速提出准确规则问题,文中将属性约简后的训练集用 C4.5 算法进行规则提出,相比直接进行 C4.5 算法,准确率提高很多,时间消耗也降低了。为了提高分类的准确性,提出了基础 C4.5 算法的随机森林,实验结果表明,该算法提高了肺癌诊断结果的准确性。该方法不只可以用在肺癌数据的分类推理中,也可以用在其他病医疗数据中;但是文中本质上是根据医疗记录对肺癌数据进行的分类训练,对其他未知的情况无法给出明确的解答,这个问题还要在后期研究工作继续探索。

参考文献:

[1] RUEDA A, GONZÁLEZ F A, ROMERO E. Extracting salient brain patterns for imaging-based classification of neurodegenerative diseases[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(6):1262-1274.

+++++

(上接第 147 页)

al ACM conference on embedded networked sensor systems. New York: ACM Press, 2004:39-49.

[6] PIERCE A D, SMITH P W. Acoustics: an introduction to its physical principles and applications[J]. Physics Today, 1981, 34(12):1826-1827.

[7] 丁振华, 李锦涛, 冯 波. 基于 Hash 函数的 RFID 安全认证协议研究[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(4):583-592.

[8] OHKUBO M, SUZUKI K, KINOSHITA S. Cryptographic approach to “privacy-friendly” tags [EB/OL]. [2012-03-22]. <http://www.rfidprivacy.org/papers/ohkubo.pdf>.

[9] 雷 辉, 姜卫东, 郭 勇. 能量高效的水声传感器网络多跳非均匀分簇算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(1):124-126.

[10] KOPETZ H, OCHSENREITER W. Clock synchronization in

[2] INUIGUCHI M. Attribute reduction in variable precision rough set model[J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2011, 14(4):461-479.

[3] 王 靖, 王兴伟, 赵 悦. 基于变精度粗糙集决策树垃圾邮件过滤[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(3):705-710.

[4] SZELAG M, GRECO S, SŁOWIŃSKI R. Variable consistency dominance-based rough set approach to preference learning in multicriteria ranking [J]. Information Sciences, 2014, 277(2):525-552.

[5] 鄂 旭, 任骏原, 毕嘉娜, 等. 基于粗糙变精度的食品安全决策树研究[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(1):242-245.

[6] 徐兴梅, 曹丽英. 基于粗糙集和 BP 神经网络的粮食产量预测研究[J]. 东北农业大学学报, 2014, 45(10):95-100.

[7] 贾晓芬, 赵佰周, 周孟然, 等. 基于粗糙集约简的图像插值方法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(2):623-626.

[8] 高举红, 赵天一. 基于粗糙集理论的危险品运输风险分析[J]. 安全与环境学报, 2015, 15(1):40-43.

[9] 蒋亚坤, 李文云, 赵 莹, 等. 粗糙集与证据理论结合的电网运行优质性综合评价[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(13):1-7.

[10] SKOWRON A, RAUSZER C. The discernibility matrices and functions in information system[J]. Theory and Decision Library, 2012, 11:331-362.

[11] 常梨云, 王国胤, 吴 渝. 一种基于 Rough Set 理论的属性约简及规则提取方法[J]. 软件学报, 1999, 10(11):1206-1211.

[12] 常志玲, 周庆敏. 基于变精度粗糙集的决策树优化算法研究[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(17):3175-3177.

[13] ZHAO Guoying, HUANG Xiaohua, MATTI T, et al. Facial expression recognition from near-infrared videos[J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(9):607-619.

[14] 王 珏, 王 任, 苗夺谦, 等. 基于 Rough Set 理论的“数据浓缩”[J]. 计算机学报, 1998, 21(5):393-400.

+++++

distributed real-time systems[J]. IEEE Transactions on Computers, 1987, 36(8):933-940.

[11] LI B, ZHOU S, STOJANOVIC M, et al. Multicarrier communication over underwater acoustic channels with nonuniform doppler shifts [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2008, 33(2):198-209.

[12] 邓淼磊, 马建峰, 周利华. RFID 匿名认证协议的设计[J]. 通信学报, 2009, 30(7):20-26.

[13] CHEN Y, CHOU J S, SUN H M. A novel mutual authentication scheme based on quadratic residues for RFID systems[J]. Computer Networks, 2007, 52(12):2373-2380.

[14] 邢芙宁. 水下传感器网络时钟同步算法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.