

引用格式:高皜,曹琳,熊学军.基于信息熵的溶解氧传感器数据融合处理方法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2019,38(6):67-73.

GAO Hao, CAO Lin, XIONG Xuejun. Data fusion algorithm of dissolved oxygen sensor based on information entropy[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2019, 38(6): 67-73.

基于信息熵的溶解氧传感器数据融合处理方法

高 皜^{1,2}, 曹 琳², 熊学军³

(1. 山东科技大学 测绘科学与工程学院, 山东 青岛 266590;

2. 齐鲁工业大学(山东省科学院) 海洋仪器仪表研究所, 山东 青岛 266061;

3. 自然资源部 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061)

摘 要:针对海洋光学溶解氧传感器测量数据处理问题,设计一种基于信息熵的数据融合方法。首先基于最大熵方法估计出离散样本数据的概率分布,再根据测量列的不确定度推定样本数据的置信区间用来进行粗差剔除,最后基于信息熵对有效样本进行数据融合,获得“干净”的标定数据。结合 HJY1-1 型光学溶解氧传感器标定实验实例,将该方法与其他方法进行比较评估,该方法的融合结果绝对误差为 0.01、均方误差为 0.018 9,均优于参比方法,能够有效克服各种主观测量因素对标定数据的“污染”,提高传感器测量数据的稳定性和可靠性。

关键词:光学溶解氧传感器;标定;信息熵;粗差剔除;数据融合

中图分类号:TP274

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2019)06-0067-07

DOI: 10.16452/j.cnki.sdkjzk.2019.06.009

Data fusion algorithm of dissolved oxygen sensor based on information entropy

GAO Hao^{1,2}, CAO Lin², XIONG Xuejun³

(1. College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China;

2. Institute of Oceanographic Instrumentation, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Qingdao, Shandong 266061, China;

3. First Institute of Oceanography, MNR, Qingdao, Shandong 266061, China)

Abstract: To address the issue of data processing in the measurement of optical dissolved oxygen sensor, a data fusion algorithm based on information entropy was designed and presented. Initially, the probability distribution of discrete sample data was estimated based on the maximum entropy method (MEM). Then the effective confidence interval was calculated based on the sample measurement uncertainty for the elimination of the gross error. Lastly, the effective sample data were fused based on information entropy to get the “pure” calibration data. The calibration experiment of HJY1-1 optical dissolved oxygen sensor was taken as an example to compare its effectiveness with other algorithms. The result of this algorithm has the absolute error of 0.01 and the mean square error of 0.018 9, both superior to those of other algorithms. The result shows that the proposed method can overcome the calibration data pollution caused by various subjective factors and improve the stability and reliability of sensor measurement data.

Key words: optical dissolved oxygen sensor; calibration experiment; information entropy; gross error elimination; data fusion

收稿时间:2019-01-12

基金项目:国家高技术研究发展计划项目(2013AA09A411);山东省科学院科技发展基金项目(科基合字(2018)第 9 号)

作者简介:高 皜(1988—),男,山东济宁人,工程师,博士研究生,从事海洋环境监测及智能传感器技术研究。

曹 琳(1988—),女,山东潍坊人,助理研究员,硕士,主要从事海洋功能薄膜材料及传感器技术研究,本文通信作者,E-mail:18562728815@163.com

海水溶解氧是维持海洋生物生存的重要物质,是评价水体受污染情况的重要指标。快速准确、长期连续地监测水体溶解氧浓度对于海洋环境保护、水质生态危机预报预警、海岸带综合修复状况评价以及科学指导水产养殖都具有重要意义^[1]。现有的基于荧光猝灭原理的光学溶解氧传感器,尤其是国产传感器存在连续工作稳定性可靠性差、易污染、易生物附着、测量数据易漂移等问题^[1]。究其原因,在于不论何种测控应用场景,依赖各类传感器测量获得的结果均存在一定程度的数据不确定性。这种不确定性来源于操作误差、仪器设备精确度、传输干扰或数据处理误差等因素,因此必须对测控系统的传感器输出采取必要处理,确保数据有效性。

现阶段,各类测控场景应用最多的方法是信息融合,也称数据融合。其主要思想是以多种渠道或多组测量获取的数据全体为依据,采用一定的算法逻辑,开展数据筛选、提前和整合,获得的融合后数据比原始数据更加真实、可信。针对这类问题,文献[2-5]进行了多传感器测量数据融合的相关探索和研究。然而在各类工控领域,独立传感器测量或多传感器独立分布、组网测量的方式仍在被广泛使用,而且对这类独立使用的传感器测量数据的不确定性剔除和融合处理方面的研究仍较少^[6-8]。最常用的算术平均法,计算量少、速度快,但是对所有样本采用同样权值进行运算,融合结果易受到各种不确定性因素的影响。文献[6]设计了一种基于统计加权的融合算法,依据测量结果偏离融合结果的程度赋予不同权值,能在一定程度上削弱主观因素对融合值的影响,但存在迭代计算量大、收敛速度慢的缺陷。文献[7]介绍了一种基于最大熵的测量结果估计方法,单选用样本概率作为数据融合权系数,难以削弱融合结果对不确定性因素的敏感程度。文献[8]提出一种改进的分批估计融合算法,但算法的应用必须以传感器测量值样本符合正态分布特性为前提,存在明显局限性。因此,研究单传感器测量系统数据融合方法来提高测量数据准确性和可靠性,仍具有十分重要的意义。

本研究在自主研制的 HJY1-1 型光学溶解氧传感器的基础上^[9],从 Shannon 提出的信息熵概念^[10-13]出发,针对该型溶解氧传感器标定数据融合问题,提出一种基于信息熵的单传感器数据融合处理方法,力图解决上述算法在单传感器测控系统适用性与测量数据分布局限性方面的不足。在此基础上,结合光学溶解氧传感器标定实验测量数据,对方法有效性作出评估。

1 基于信息熵的溶解氧传感器数据融合处理方法

本方法主要思想是:首先利用最大熵方法(maximum entropy method, MEM)估计获得离散传感器数据的概率分布^[13],然后根据求得的标定实验测量的不确定度确定置信区间,依托该置信区间,进行粗差辨别和剔除^[14-17]。最后,针对有效标定数据,计算样本自信息量与信息比率,根据定义的融合权系数完成数据融合处理,得到最终的融合结果。该方法步骤如流程图 1 所示。

1.1 基于最大熵方法的离散样本概率分布估计

最大熵方法是指在仅能获知局部信息的条件下对开展系统状态估计时,所选择的合理状态应为信息熵值最大且符合约束条件的那组,是现有条件下能做出的唯一公正的选择,所有选择的其他状态都代表改变了原有假设或添加其他约束,无法做到不偏不倚^[14]。因此,对于单传感器测量控制系统而言,如果条件只允许获得传感器测量值样本数据,而不能够根据已有条件获得该独立传感器输出测量值的概率分布的,就能够利用该最大熵方法,获得该独立传感器测量输出值最公平的概率分布情况。

对于光学溶解氧传感器标定实验,假设每组浓度梯度处,水体溶解氧含量稳定后,待标定传感器对溶解氧浓度参数进行 k 次独立重复测量,获得的样本数据表示为 m_1, m_2, \dots, m_k 。由于实际标定实验中,对每组溶解氧浓度梯度处的测量为有限次,因此,获得的测量列是一列离散值。由 Shannon 信息熵定义,计算测量列最大离散熵来估计样本数据的概率分布形式。

离散随机变量 M 的最大离散熵为:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^k P(m_i) \log P(m_i) \quad (1)$$

其中, $P(m_i)$ 为每组溶解氧浓度梯度处的测量数据样本的概率,其满足约束条件为:

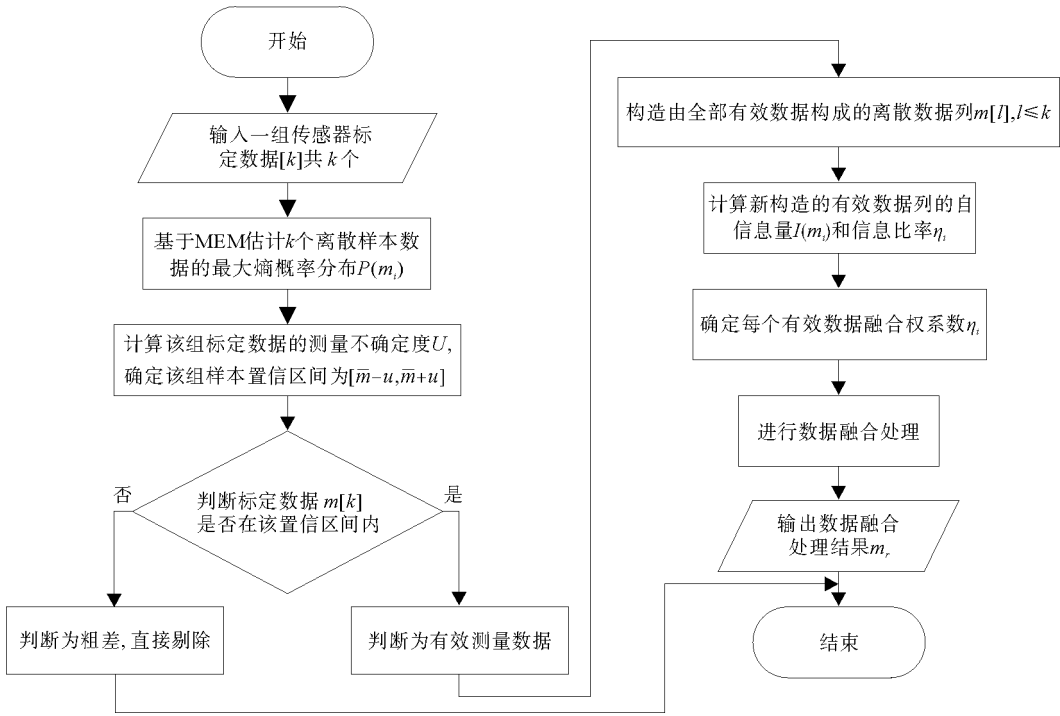


图 1 基于信息熵的数据融合处理算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of the data fusion algorithm based on information entropy

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^k P(m_i) = 1 \\ \sum_{i=1}^k f_n(m_i) P(m_i) = [f_n(m_i)], n = 1, 2, \dots, N \end{cases}, \quad (2)$$

其中, $\langle f_n(m_i) \rangle$ 为若干函数 $f_n(m_i)$ 的期望值, N 为期望函数的个数。

运用拉格朗日乘数法可计算该概率分布及对应的最大熵, 计算公式如式(3)、(4)所示。

$$P(m_i) = \exp \left[-\lambda_0 - \sum_{n=1}^N \lambda_n f_n(m_i) \right], \quad (3)$$

$$H_{\max} = \lambda_0 + \sum_{n=1}^N \lambda_n \langle f_n(m_i) \rangle. \quad (4)$$

其中, λ_0 和 λ_n 为引入的相应拉格朗日乘数, H_{\max} 为所求的最大离散熵。

对于光学溶解氧传感器标定实验这类独立传感器重复测量的情形, 在获取溶解氧传感器测量值作为样本点的基础上, 依据离散标定数据列的方差与数学期望, 构造该标定实验数据的期望函数, 进行后续运算处理。

1.2 基于最大离散熵的粗差别除

当单传感器独立使用时, 整个测控系统采集的有效监测数据不足或采样频率不高、次数较少的情况下, 获得的有效样本空间的大小将不足以满足统计规律, 难以获得测量值的概率分布。传统的、建立在数理统计基础上的粗差判别准则将很难适用^[16]。

在获得最大离散熵概率分布的基础上, 估计出测量列的概率密度函数为 $P(m_i)$, 故离散测量列的不确定度为:

$$u = \sqrt{\sum_{i=1}^k (m_i - \bar{m})^2 P(m_i)}, \quad (5)$$

其中, $[\bar{m} - u, \bar{m} + u]$ 为对应置信区间。

进一步地,以此置信区间为依据,判定不在该区间范围内的数据为粗差,剔除这些粗差后获得新的纯净数据序列,开展后续融合处理。

1.3 基于信息熵的数据融合处理

由 Shannon 信息熵定义可知,信息熵是信息量的度量,是衡量不确定性程度的指标^[11,13]。根据测量样本数据的不确定性大小来分配不同的权系数,进行数据融合,能够有效削弱融合结果对不确定性因素的敏感程度^[16-17]。因此,基于信息熵的数据融合理论,可以用来进行单传感器测量数据的修正处理。

对于光学溶解氧传感器标定实验这类单传感器独立重复观测,需要借助自信息量 $I(m_i)$ 来表征不同浓度梯度下的每组传感器测量样本 m_i 所携带的信息。同时,可以借助信息熵来表征样本总体的测量不确定程度。在此基础上,通过定义每个样本自身的信息比率来表征其在样本总体中的不确定性。显然,在工程实际应用中,对于每个单传感器输出测量值,距离真值越远,则表示该测量值产生的概率越低,对应的自信息量越丰富;相反地,测差值距离真值越近,该测量值产生的概率越高,对应的自信息量越微弱。由此可知,传感器测量数据自信息量与融合时相应的权系数呈反比关系。

根据以上分析,设计的适用于光学溶解氧传感器标定数据处理的融合算法步骤如下:

- 1) 根据获得的离散测量样本,估计数据的最大熵分布;
- 2) 求出标定实验中,每种情况下传感器测量输出值的自信息量 $I(m_i)$;
- 3) 计算信息比率 η_i ,即单个测量数据在总体测量数据中的不确定性程度,即:

$$\eta_i = \frac{I(m_i)}{H_{\max}}, i = 1, 2, \dots, k, \quad (6)$$

其中, $I(m_i) = -\log P(m_i)$ 。

- 4) 规定数据融合权系数,进行归一化处理,有:

$$\theta_i = \frac{1/\eta_i}{\sum_{i=1}^k 1/\eta_i}, i = 1, 2, \dots, k, \quad (7)$$

- 5) 针对剔除粗差后的有效数据,进行数据融合,即:

$$m_r = \sum_{i=1}^k \theta_i m_i. \quad (8)$$

2 实验验证

2.1 实验情况说明

采用如图 2 所示的光学溶解氧传感器新型标定装置,对 HJY1-1 型光学溶解氧传感器进行标定实验。利用获取的标定实验数据,对本方法的有效性进行评估。

2.2 实验数据分析

针对任意设定温度下的每一处溶解氧浓度点,均可以获得如表 1 所示的一组测量样本数据。表 1 中数据表示用同一款光学溶解氧传感器在同一温度和同一溶解氧浓度条件下,连续进行多次采样,获得的 8 个溶解氧浓度测量样本数据。此处设定的环境水温为 5℃,水体溶解氧含量保持恒定,采用国标碘量法(GB 7489—87)测得的结果为 8.37 mg·L⁻¹。



图 2 光学溶解氧传感器新型标定装置
与 HJY1-1 型光学溶解氧传感器

Fig. 2 New calibration device for optical dissolved oxygen sensor and optical dissolved oxygen sensor HJY1-1

表 1 光学溶解氧传感器在设定温度及浓度情况下 8 个样本数据

Tab. 1 Optical dissolved oxygen sensor’s eight sample data under certain conditions

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8
测量值/(mg·L ⁻¹)	8.27	8.41	8.53	8.24	8.61	8.85	7.82	8.36

选取测量样本数据的绝对误差和均方误差作为衡量数据融合效果的精度指标。表 1 中,8 组测量数据的期望和方差分别为:

$$\mu=\overline{m}=\frac{1}{8}\sum_{i=1}^8m_i=8.39\;,$$
$$\sigma^2=\frac{1}{7}\sum_{i=1}^8(m_i-\overline{m})^2=0.094\;7\;。$$

离散测量数据样本概率分布满足的约束条件有:

$$\left\{\begin{array}{l}\sum_{i=1}^8P(m_i)=1,\\ \sum_{i=1}^8m_iP(m_i)=\mu=8.39,\\ \sum_{i=1}^8(m_i-\mu)^2P(m_i)=\sigma^2=0.094\;7。$$

运用 MATLAB 软件,根据最大熵方法,按照拉格朗日乘数法计算得到拉格朗日系数,分别为:−4.69、0.69、5.97,进而可得该组离散测量数据概率分布为:

$$P(m_i)=\exp[4.69-0.69m_i-5.97(m_i-9.39)^2]。$$

最大离散熵为:

$$H_{\max}=1.819\;9\;。$$

测量数据自信息量为:

$$I(m_i)=-[4.69-0.69m_i-5.97(m_i-8.39)^2]。$$

表 1 中 8 组测量数据对应的概率和自信息量如表 2 所列。

表 2 本情况下 8 组溶解氧传感器测量输出值的概率以及对应自信息量

Tab. 2 Corresponding information content and the probability for the certain circumstances of eight sample data

测量数据样本编号	测量值/(mg·L ⁻¹)	概率值	自信息量/b
1	8.27	0.166 582	1.792 268
2	8.41	0.164 427	1.805 288
3	8.85	0.034 398	3.369 752
4	8.24	0.162 037	1.819 925
5	8.61	0.107 545	2.229 848
6	8.53	0.134 969	2.002 712
7	7.82	0.035 598	3.335 453
8	8.36	0.169 691	1.773 773

结合表 2 中数据,可得该组溶解氧浓度条件下全部测量数据的自信息量以及最大熵分布曲线图,详见图 3。不难看出下面结论,若传感器测量输出结果距离溶解氧含量真值(即国标碘量法测定溶解氧浓度)越远,其自信息量越大、概率越小;距离溶解氧含量真值越近,自信息量越小、概率越大。

由测量数据的最大离散熵概率分布,可得测量的不确定度为:

$$u = \sqrt{\sum_{i=1}^k (m_i - \bar{m})^2 P(m_i)}$$
$$= \sqrt{0.032\ 9} \approx 0.18。$$

故可以推定,该组测量数据的有效置信区间为:

$$[\bar{m} - u, \bar{m} + u] = [8.39 - 0.18, 8.39 + 0.18] = [8.21, 8.57]。$$

依据该有效置信区间,进行粗大误差判别。经过判断,该组测量数据 8 个样本中,第 3、5、7 个样本包括粗大误差,必须被剔除出有效测量序列。在获得自信息量的基础上,根据算法公式(7)融合权系数的定义,计算剩余 5 个离散测量样本融合权系数,进行测量数据融合运算。需要特别说明的是,当离散的传感器测量数据列已经完成粗差剔除工作后,不同的数据组合,不影响后续的融合权确定和最终融合结果的运算。综上所述,该组测量样本的数据融合结果为 $8.36\text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$,具体运算数据如表 3 所列。

表 3 本组实验条件下 5 个纯净测量结果融合权系数情况
Tab. 3 These certain coefficients of five efficient sample data for fusion

测量数据样本编号	测量值/($\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$)	概率值	自信息量/b	融合权
1	8.27	0.166 582	1.792 268	0.204 795
2	8.41	0.164 427	1.805 288	0.203 318
4	8.24	0.162 037	1.819 925	0.201 683
6	8.53	0.134 969	2.002 712	0.183 275
8	8.36	0.169 691	1.773 773	0.206 930

针对该组测量数据,选取除本算法外的其他多种算法进行数据融合计算。统一将国标碘量法的测点结果 $8.37\text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 作为真值,选取绝对误差和均方误差作为判定融合效果的精度指标,与文献[6-8]中各种方法及传统算术平均法融合结果对比如表 4 所列。

表 4 5 种算法数据融合结果对比
Tab. 4 Comparison of data fusion results of five methods

方法	融合结果	绝对误差	均方误差
本研究基于信息熵的数据融合法	8.36	0.01	0.018 9
算术平均法	8.39	0.02	0.094 7
统计加权融合法 ^[6]	8.42	0.05	0.096 2
最大熵估计法 ^[7]	8.38	0.01	0.092 1
分批估计融合法 ^[8]	8.41	0.04	0.095 5

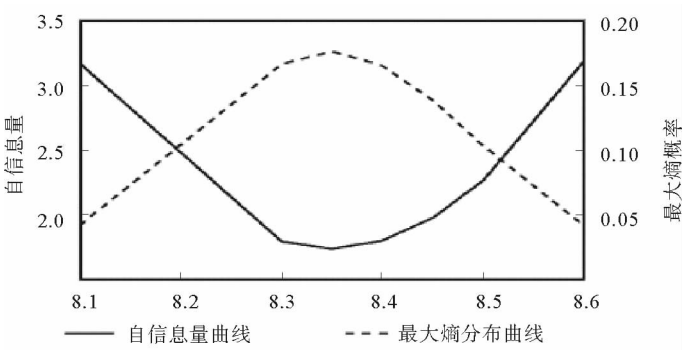


图 3 测量数据的自信息量和概率分布曲线
Fig. 3 The information content and probability distribution curve of sample data

从表4可看出,以水体溶解氧浓度测量的国标碘量法测量结果($8.37 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$)为标准,基于信息熵的数据融合算法拥有最小的绝对误差,并且均方误差也显著降低。因此,基于信息熵理论针对光学溶解氧传感器标定数据融合提出的算法,能够明显提高传感器整体的工作可靠性和测量数据稳定性,有效提升标定实验的效果。

3 结论

针对光学溶解氧传感器标定过程的各浓度梯度处标定测量样本有效融合的问题,提出一种基于标定实验离散测量数据信息熵的数据融合算法,解决了国产光学溶解氧传感器标定过程中的单传感器测量数据处理的难题。该算法从独立传感器测量数据最大离散熵入手,获得样本数据的概率分布,进而计算离散测量数据的不确定度,并据此进行粗差剔除。在此基础上,对置信区间内的有效测量数据,通过自信息量与权系数的计算,进行合理数据融合。结合 HJY1-1 光学溶解氧传感器标定应用实例,验证了该算法能够有效避免单传感器测量使用情况下的各种不确定、非线性因素对测量结果的影响。对比其他4种算法,本文算法在多种精度指标上均表现出明显优势,能够有效提升测量数据的准确性和可靠性。与此同时,针对光学溶解氧传感器标定实验进行的相关研究,对于其他各类海洋传感器的实验室标定校准工作,均能提供一定的参考和借鉴。不足之处在于,本次实验覆盖的温度区间有限,获得的有效算例不够丰富,在后续研究工作中,将进一步完善充实。

参考文献:

- [1] 郑昊辉,潘建明,杨俊毅,等.荧光猝灭法溶解氧传感器实验室校准方法研究[J].海洋技术学报,2016,35(1):62-67.
ZHENG Minhui, PAN Jianming, YANG Junyi, et al. Study on laboratory calibration method of fluorescence quenching dissolved oxygen sensor[J]. Journal of Ocean Technology, 2016, 35(1): 62-67.
- [2] 金红新,杨涛,王小刚,等.多传感器信息融合理论在无人机相对导航中的应用[J].国防科技大学学报,2017(5):90-95.
JIN Hongxin, YANG Tao, WANG Xiaogang, et al. Application of multi-sensor information fusion in UAV relative navigation method[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017(5): 90-95.
- [3] 张冬梅,茹安狄,程善.通信受限下网络化多传感器系统序贯卡尔曼滤波加权融合[J].控制与决策,2017,32(12):2162-2168.
ZHANG Dongmei, RU Andi, CHENG Shan. Sequential Kalman filter weighted fusion for networked multi-sensor systems with communication constraints[J]. Control and Decision, 2017, 32(12): 2162-2168.
- [4] 沈静华,裴东兴,张瑜.基于多传感器数据融合的准静态校准数据处理方法[J].传感技术学报,2017,30(7):1040-1043.
SHEN Jinghua, PEI Dongxing, ZHANG Yu. Quasi-static calibration data processing method based on multi-sensor data fusion[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(7): 1040-1043.
- [5] 王伟,章传银,党亚民.多源卫星重力数据融合研究进展[J].山东科技大学学报(自然科学版),2013,32(6):57-60.
WANG Wei, ZHANG Chuanyin, XIANG Yamin. Study progress in multi-source satellites gravity data combination[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2013, 32(6): 57-60.
- [6] 李军,黄力伟.基于统计加权的单传感器数据融合算法[J].火力与指挥控制,2016,41(10):184-187.
LI Jun, HUANG Liwei. Single sensor data fusion method based on statistical weighting[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(10): 184-187.
- [7] 朱坚民,郭冰菁.基于最大熵方法的测量结果估计及测量不确定度评定[J].电测与仪表,2005,42(8):5-8.
ZHU Jianmin, GUO Bingjing. Study on evaluation of measurement result and uncertainty based on maximum entropy method[J]. Electrical Measurement & Instrument, 2005, 42(8): 5-8.
- [8] 蔡菲娜,刘勤贤.单传感器的数据融合及有效性分析[J].传感器技术,2005,24(2):73-74.
CAI Feina, LIU Qinxian. Single sensor data fusion and analysis of effectiveness[J]. Journal of Transducer Technology, 2005, 24(2): 73-74.
- [9] 李正宝,高皓,曲君乐,等.一种海洋光学溶解氧传感器:CN204679422U[P].2015-09-30.
- [10] ZHANG J P, YIN T, ZHU H P, et al. Optimal sensor configuration based on spectral finite element method and information entropy[J]. Journal of Vibration & Shock, 2016, 35(2): 76-81.

51(25):2106-2107.

- [11]JIANG S, NING J, CAI C, et al. Robust struck tracker via color Haar-like feature and selective updating[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(6):1073-1080.
- [12]ZHOU W, CHEN Y, LIANG S. Sparse Haar-like feature and image similarity-based detection algorithm for circular hole of engine cylinder head[J]. Applied Sciences, 2018, 8(10):2006.
- [13]URICAR M, FRANC V, THOMAS D, et al. Multi-view facial landmark detector learned by the structured output SVM[J]. Image and Vision Computing, 2016, 47:45-59.
- [14]江少杰, 宁纪锋, 李云松. 加权间隔结构化支持向量机目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(9):1261-1269.
JIANG S J, NING J F, LI Y S. Object tracking algorithm via weighted marginstructured support vector machine[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(9):1261-1269.
- [15]高秀洋, 房胜, 李哲. 融合遮挡检测与 HOG 特征协作表示的鲁棒人脸识别[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2017, 36(1):111-117.
GAO Xiuyang, FANG Sheng, LI Zhe. Robust face recognition with fusion of occlusion detection and collaborative representation based on HOG feature[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2017, 36(1):111-117.
- [16]李新叶, 孙智华, 陈明宇. 基于二值特征和结构化输出支持向量机的目标快速跟踪算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(10):2980-2984.
LI Xinye, SUN Zhihua, CHEN Mingyu. Fast algorithm for object tracking based on binary feature and structured output support vector machine[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(10):2980-2984.

(责任编辑:傅 游)

(上接第 73 页)

- [11]李禾澍, 王栋, 王远坤. 基于信息熵的多目标水文站网优化探讨[J]. 南京大学学报(自然科学), 2017, 53(2):326-332.
LI Heshu, WANG Dong, WANG Yuankun. Entropy based multi-objective optimization for hydrologic networks[J]. Journal of Nanjing University(Natural Sciences), 2017, 53(2):326-332.
- [12]郝思洋, 张邦成, 王占礼, 等. 全自动汽车离合器盖总成综合性能检测试验台数据融合方法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2017, 36(5):37-42.
GAO Siyang, ZHANG Bangcheng, WANG Zhanli, et al. Data fusion method of comprehensive performance test bench for full automobile clutch cover assembly[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2017, 36(5):37-42.
- [13]RODRIGUES D S V D P, BELO FILHO A F, RODRIGUES ALMEIDA R S, et al. Shannon information entropy for assessing space-time variability of rainfall and streamflow in semiarid region[J]. Science of the Total Environment, 2016, 544:330.
- [14]MOCNEJ J, LOJKA T, ZOLOTOVÁ I. Using information entropy in smart sensors for decentralized data acquisition architecture[C]//IEEE:International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics, 2016:47-50.
- [15]MURTHY R, CHOI B K, WANG X Q, et al. Maximum entropy modeling of discrete uncertain properties with application to friction[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2016, 44:128-137.
- [16]LI D H, LI ZH. Processing of gross error in small samples based on measurement information theory[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2009(6):115-117.
- [17]方兴华, 宋明顺, 鲁伟. 测量不确定度信息约束下的最大熵分布研究[J]. 系统科学与数学, 2017, 37(12):2337-2346.
FANG Xinghua, SONG Mingshun, LU Wei. Research on maximum entropy distribution under measurement uncertainty constraints[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2017, 37(12):2337-2346.

(责任编辑:高丽华)