

6-3-2020

Dynamics Analysis and Intelligent Prediction of Aquaculture Data

Jiezhao Zhong

1. College of Information Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China; ;

Zhigang Tu

2. Hainan Academy of Ocean and Fisheries Sciences, Haikou 570206, China; ;

Wencai Du

1. College of Information Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China; ;

Wu Wei

1. College of Information Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China; ;3. Sanya Institute of Deep-sea Science and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Sanya 572000, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamics Analysis and Intelligent Prediction of Aquaculture Data

Abstract

Abstract: Data analysis on environmental factors data is crucial to aquaculture, in which three significant parameters were discussed, they are temperature, PH and dissolved oxygen. *Fixing some missing data and inaccurate records in the sampling process by high-order curve fitting. Meanwhile, the use of filtering method was adopted to divide systematic errors and rhythms inside parameters. Analysis from different water layers and different time suited the true environment well, which provided effective references for engineering problems.* Radial Basis Function Neural Networks was well applied in tracking the parameters trend both globally and locally.

Keywords

aquaculture quality, dynamic analysis, nonlinear prediction, artificial neural networks

Recommended Citation

Zhong Jiezhao, Tu Zhigang, Du Wencai, Wu Wei. Dynamics Analysis and Intelligent Prediction of Aquaculture Data[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(5): 1049-1056.

水产养殖环境因子数据动力学分析与智能预测

钟杰卓¹, 涂志刚², 杜文才¹, 吴慰^{1,3}(1. 海南大学信息科学技术学院, 海南 海口 570228; 2. 海南省海洋与渔业科学院, 海南 海口 570206;
3. 中国科学院三亚深海科学与工程研究所, 海南 三亚 572000)

摘要: 进行水质环境因素分析对水产养殖的效益极为重要。研究水体因素三个主要参数: 水温、pH 值以及溶解氧。针对检测仪取样的数据存在缺失、不准确等问题, 通过高阶曲线插值较好地修复了数据, 同时运用滤波方法划分了系统误差以及参数的自身节律; 对不同水层、时间的参数分析, 较好地吻合了实际水文情况, 为工程养殖提供了可靠的依据; 通过引入径向基函数神经网络方法跟踪主要参数的特征, 弥补了非线性多项式插值的不足, 实际数据证明了该方法全局跟踪有效以及局部节律刻画程度精细。

关键词: 水产养殖水质; 动力学分析; 非线性预测; 人工智能神经网络

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 05-1049-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201705016

Dynamics Analysis and Intelligent Prediction of Aquaculture Data

Zhong Jiezhao¹, Tu Zhigang², Du Wencai¹, Wu Wei^{1,3}

(1. College of Information Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China;

2. Hainan Academy of Ocean and Fisheries Sciences, Haikou 570206, China;

3. Sanya Institute of Deep-sea Science and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Sanya 572000, China)

Abstract: Data analysis on environmental factors data is crucial to aquaculture, in which three significant parameters were discussed, they are temperature, PH and dissolved oxygen. Fixing some missing data and inaccurate records in the sampling process by high-order curve fitting. Meanwhile, the use of filtering method was adopted to divide systematic errors and rhythms inside parameters. Analysis from different water layers and different time suited the true environment well, which provided effective references for engineering problems. Radial Basis Function Neural Networks was well applied in tracking the parameters trend both globally and locally.

Keywords: aquaculture quality; dynamic analysis; nonlinear prediction; artificial neural networks

引言

水产养殖业的崛起和快速发展, 为人类的生存和发展做出了巨大贡献。作为世界水产养殖大国, 我国水产品总量约占全世界 70%, 其中, 水产养殖

在渔业发展中的地位尤为重要。然而, 我国每年因水产病害造成的经济损失达 150 多亿元, 其中水质恶化是诱导水产品产生疾病, 甚至死亡的首要因素。因此对水产养殖的水质参数进行精准的预测和预警, 成为水产养殖领域亟待解决的问题^[1]。针对水质预警方法, 国内外学者经过多年研究已取得大量优秀成果, 随着近年来智能计算相关技术的发展, 也出现了神经网络法、支持向量回归机、混沌理论法等智能计算预测预警方法。这些方法在水资



收稿日期: 2015-05-10 修回日期: 2015-07-06;
基金项目: 海南省自然科学基金(20166216, 614220),
南海海洋资源利用国家重点实验室(海南大学)开放项目
子课题(2016013B);
作者简介: 钟杰卓(1981-), 女, 河北卢龙, 硕士, 高
工, 研究方向为分布式计算、大数据挖掘。

<http://www.china-simulation.com>

• 1049 •

源保护、污水治理等方面应用得相对成熟,但由于水产养殖领域的水质作用机理更为复杂,影响因素也更为繁多,所以适用于该领域水质的非线性预测预警方法很少。

本文选择热带水产养殖中成本较高的养殖石斑鱼海水网箱水质关键参数温度、pH 值及溶解氧作为分析对象,这些水质参数由分布在不同监测点的传感器实时采集并传回数据中心,针对大规模采样数据,采用动力学方法分析水质因子的作用关系,运用小波分析、非线性插值等数据预处理方法,对水质数据进行降噪以及拟合处理,并通过径向基函数神经网络智能优化算法,自适应获取最优参数组合,构建高精度的水产养殖水质非线性预测模型。

1 基础知识

1.1 水产养殖的水质影响因素

针对海水石斑鱼养殖,将选取温度、pH 值和溶解氧这 3 个影响石斑鱼生长的决定要素进行数据分析。石斑鱼多栖息于热带和温带底质多岩礁的海域,其最适水温为 24 ℃~30 ℃,对于多数品种的石斑,水温超过 32 ℃即失衡,而水温低于 15 ℃

时停止摄食,进而死亡;其最适宜的 pH 值范围为 6.8~8.0, pH<5 或 pH>9.5 将使鱼致死;此外,充足的氧量是鱼类生活所必须,在养殖生产过程中,还要经常注意网箱内外水体的溶氧量,鱼类如长期处于低氧状态,便会出现摄食减少,代谢率降低,生活机能减弱,溶氧量保持在 4mg/L 以上为宜^[2]。

1.2 水质数据的采集与表达

水产养殖水质数据由分布在不同监测点的无线传感器所捕获,并根据设定时间周期采样传回数据。水质数据参数包括水温、盐分、浊度、电导率、溶解氧、pH 值、叶绿素等多种养殖环境因子。通过 AAQ1183-PRO 多功能水质参数仪监测不同深度的数据,每隔 0.09 s 对不同深度的数据,即温度 Temp(degC)、电导率 Cond(mS/cm)、电导率 Cond25 (μS/cm)、盐分 Salinity(PSU)、叶绿素 Chl-Flu.(ppb)、叶绿素 aChl-a(mg/L)、浊度 Turb(NTU)、pH 值、溶解氧 DO(%),溶解氧 DO(mg/l)密集采集,得到大范围的采集样本^[1]。考虑到深度对数据的影响,取每隔 5 cm 分析,即: 0cm(水平面), 5 cm, 10 cm, 15 cm, 20 cm, 25 cm, 30 cm, 35 cm 深度重点分析,表 1 给出了一个采样示例。

表 1 0 cm 深度不同时间的测定数据
Tab. 1 Time series observational data at 0cm

序号	时间	温度/ (degC)	电导率/ (mS/cm)	电导率/ (μS/cm)	盐分/ (PSU)	叶绿素/ (ppb)	叶绿素 a/ (mg/L)	浊度/ (NTU)	pH 值/ pH	溶解氧/ (mg/l)
1	07: 55	29.561	-0.022	-19.9	0	-0.39	-3	1.71	8.01	481.06
2	08: 13	28.057	0.07	65.3	0.037	1.35	15	1.69	8.05	462.47
3	08: 28	27.91	0.061	57.4	0.034	-0.77	-7	-1.68	8.10	610.86
4	08: 42	27.959	0.059	55	0.033	8.51	86	186.38	8.04	937.07
5	08: 54	28.26	0.04	37.3	0.026	-3.98	-39	2.02	8.06	1 243.4
6	09: 09	29.08	47.378	43 476	28.237	1.73	18	36.87	8.04	1 131.0
7	09: 22	28.223	0.114	106.7	0.056	19.04	191	-5.9	8.08	1 340.1
8	09: 34	28.929	0.262	240.7	0.118	20.46	206	16.72	8.06	1 306.7
9	09: 42	28.211	0.054	50.1	0.031	0.06	2	1.57	8.04	1 383.5
10	09: 51	28.437	0.031	29.1	0.022	-5.04	-49	6.75	8.04	1 272.3
11	09: 59	28.39	0.083	77.5	0.043	42.37	425	-6.59	8.08	1 300.4
12	10: 07	27.982	0.054	50.3	0.031	4.37	45	6.43	8.07	1 356.4
13	10: 15	28.037	0.056	52.6	0.032	-5.04	-49	-1.96	8.04	1 427.1
14	10: 23	29.54	55.659	50 604	33.5	0.07	2	0.32	8.05	1 293.4
15	10: 32	28.22	0.137	127.5	0.065	-3.24	-31	17.1	8.06	1 456.1
16	10: 40	27.643	0.040	37.8	0.026	-5.04	-49	0.28	8.04	1 576.6

<http://www.china-simulation.com>

• 1050 •

续表

序号	时间	温度/ (degC)	电导率/ (mS/cm)	电导率/ (μS/cm)	盐分/ (PSU)	叶绿素/ (ppb)	叶绿素 a/ (mg/L)	浊度/ (NTU)	pH 值/ pH	溶解氧/ (mg/l)
17	10:53	27.883	0.026	24.8	0.02	-3.7	-36	1.39	8.03	1 383.3
18	11:05	29.276	43.877	40 105	25.816	-1.27	-12	1.01	8.04	1 152.3
19	11:26	29.508	7.519	6 840.9	3.769	52.2	523	59.58	8.02	1 326.3
20	11:43	28.425	0.026	24.5	0.02	2.15	22	-6.28	7.97	1 098.4

2 数据预处理

2.1 采样数据平滑

采样数据集的质量和精度是水质精确预测的前提,然而在数据采样过程中,传感器设备老化或性能下降,数据传送过程中线路故障或受到干扰都可能造成数据的丢失或失真;水产养殖过程中,人工投喂饵料、增氧等干扰事件也势必引起监测到的水质数据异常波动。如果将此数据直接用于水质预测,将严重影响预测的可靠性,导致误判。因而在采样数据初始化过程中,对数据进行降噪和修复处理,消除干扰数据是非常重要的^[3]。

对于缺失数据,采用线性插值法可修复时间间隔较小的缺失数据:

$$x_{t+i} = x_t + \frac{i \cdot (x_{t+j} - x_t)}{j}, (0 < i < j)$$

式中: x_t 和 x_{t+j} 分别为 t 时刻和 $t+j$ 时刻采样到的水质参数; x_{t+i} 为 $t+i$ 时缺失的参数。

对于失真数据,由于水质数据是连续采样且顺序传回的,因此相邻时段采样的数据不会发生急剧突变。如果某一时刻采样数据变化范围大于或小于其前后监测值的 10%,则认为该采样数据失真。可采用均值平滑法处理:

$$x_t = \frac{x_{t-1} + x_{t+1}}{2}, |x_t - x_{t-1}| > \partial_1 \text{ 或 } |x_t - x_{t+1}| > \partial_2$$

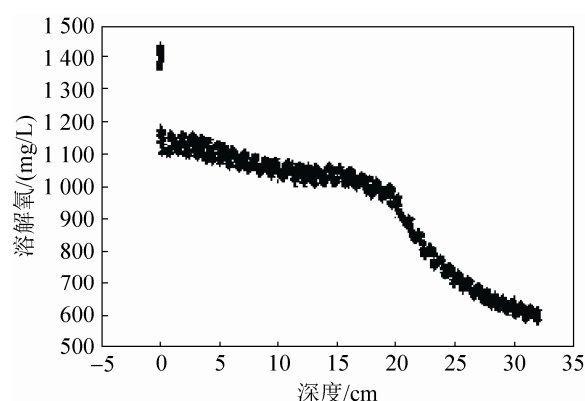
式中: ∂_1 和 ∂_2 分别为相邻采样数据误差的阈值。

对于趋势明显的走线,可以采用多项式拟合得到局部的丢失数据,同时为了保证数据预测的准确性,必须对其进行双边检验。

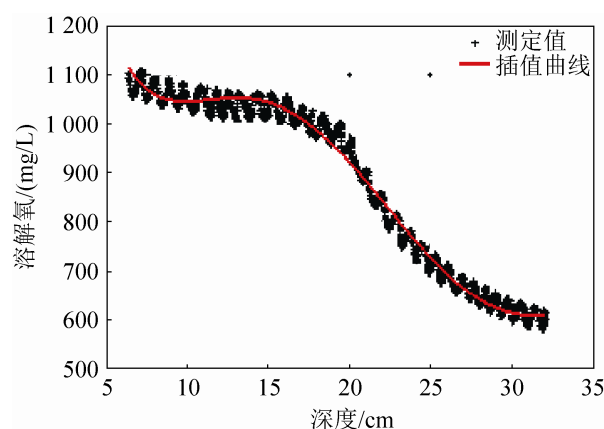
2.2 溶解氧

实测的不同深度处的溶解氧、pH 值以及水温数据曲线如图 1(a)所示。实测数据中,由于水质参

数仪测量传感器未能记录深度为 35cm 处的数据,造成 09:42 时的数据测量结果未传回。



(a) 测定数据(09:42 时)



(b) 剔除奇点后的平滑数据(09:42 时)

图 1 不同深度溶解氧数据分析

Fig. 1 Dissolved Oxygen data at different depths

受光照影响,靠近水面处光合作用较强,使得表层氧含量丰富,水深超过 20 cm 时氧含量急剧下降,甚至会影响到鱼类正常生存^[4]。水面临界面受外界空气影响,氧含量极不稳定,为避免干扰分析结果,去除水面处波动数据,平滑方法见图 1(b)。

实际上采用非线性高次方程拟合该数据能够从整体上分析趋势变化,但是从图 1(b)中可以看到

清晰的规律波动,这是由海情变化带来的周期性节律,同时密集的数据采样造成系统误差,因此有必要对其进行降噪处理。我们采用小波工具分析温度曲线。通过小波变换,期望将采集的温度数据通过合理地频率分解,波段成分经过适当地伸缩平移后,得到便于观察分析的成分,这样就将对糅合信息的综合分析转化为细节信号的精细分析^[5]。

采用 Symlet 小波对图 1(b)温度值信号进行分离变换得到的重构图形如图 2 所示,信号 a_2 可以更清晰地看到水文波动。考虑不同时刻的平滑结果如表 2 所示。

存在波动的情况下,该曲线只能跟踪大致趋势,而无法消除局部波动的影响。从其预测区间可以看出仍然存在较大的误差空间。

2.3 pH

海水的 pH 值取决于 CO_2 的平衡,在温度、压力、盐度一定的情况下,海水的 pH 主要取决于 H_2CO_3 各种离解形式的比值^[6],不同深度下的 pH

测定值如图 3 所示。

水表 0~2.5 cm 水深处,藻类植物丰富,光合作用使二氧化碳减少,碳酸根离子减少,因此表层海水的 pH 值显著升高。2.5~10 深度范围是水产生物主要活动范围,生物的呼吸作用释放出二氧化碳导致 pH 值减小。

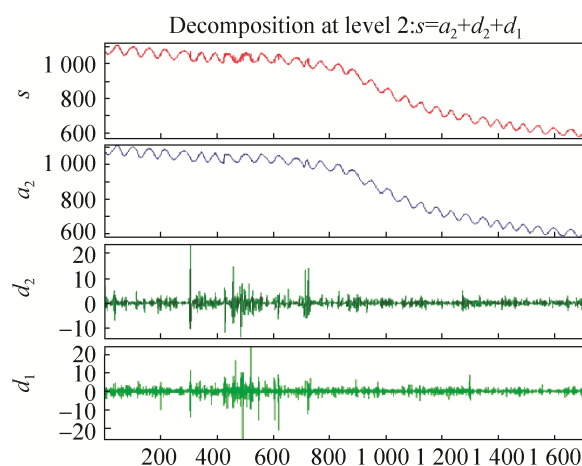


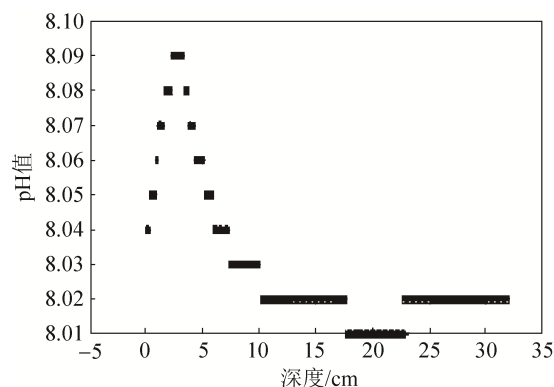
图 2 不同深度溶解氧数据降噪图

Fig. 2 Filtered Dissolved Oxygen data at different depths

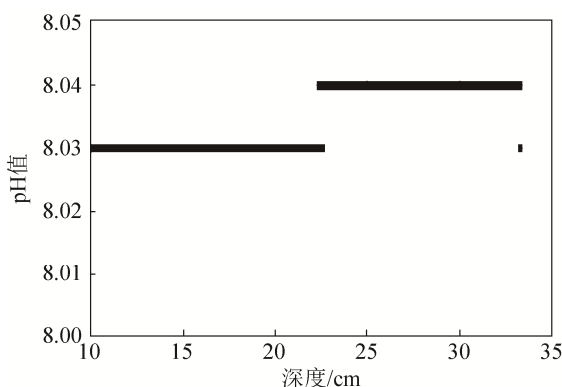
表 2 不同时刻的溶解氧数据平滑结果

Tab. 2 Smoothed Dissolved Oxygen data at different time

时间	09:42:00	10:07:00
平滑阶数	4	6
多项式系数	1.0e+03 * [-0.000 0 0.000 1 -0.002 8 0.051 9 -0.435 9 2.409 4]	-0.000 0 0.000 0 -0.000 0 0.001 4 -0.036 5 0.590 9 -5.860 4 32.492 7 -48.622 0
检验系数	R: [6x6 double] df: 1 728 normr: 925.274 5	R: [7x7 double] df: 1 582 normr: 989.605 2
扩展数据 35 cm	810.577 1	971.387 3
95%置信区间	[761.015 5 860.138 8]	1.0e+03 *[0.914 1 1.028 7]



(a) 09:42:00 测定数据



(b) 10:07:00 测定数据

图 3 不同深度 pH 数据分析
Fig. 3 pH data at different depths

<http://www.china-simulation.com>

2.4 温度

水温参数受季节影响显著, 南海海域冬季平均水温 $18^{\circ}\text{C}\sim 28^{\circ}\text{C}$, 夏季平均水温 $28^{\circ}\text{C}\sim 29^{\circ}\text{C}$, 年均水温 26°C , 由于海水混合不充分, 水温在 2~3 m 水深发生明显变化。不同深度下的温度测定值如图 4(a)所示。

水面临界点不稳定, 去除该部分点, 拟合结果见表 3。在水深 10~20 cm 区间, 水温平缓下降, 20~32 cm 之间, 水温保持恒定, 接下来则减小较快。对水温的预测较为准确, 实际上测定的温度数据呈现较为规则的变化过程。

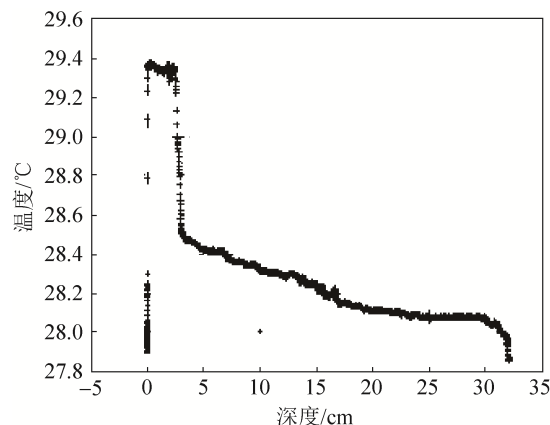
3 水质影响因素动力学分析

水质研究除上述监测的几大类影响因素外还包括氨氮含量等, 针对石斑鱼养殖的水质特点本文主要对溶解氧、温度、pH 值进行分析。由于天气变化、浪潮、人工喂养或添加成分的影响, 再加上水生物的活动节律, 这些自然或非自然的因素互相施加影响, 共同决定了水质系统的复杂动力学特征^[7]。有必要了解主要的影响因素对水质关键成分的作用情况。

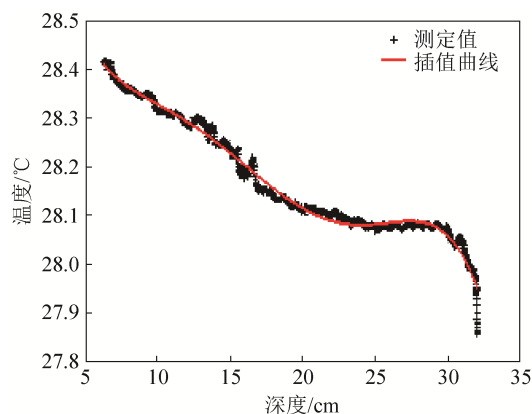
3.1 溶解氧

水质体中的溶解氧有多种来源。浮游植物的光合作用是主要来源, 但是这与天气因素紧密相关。空气溶解扩散也是重要的自然来源, 人为因素包括增氧机以及水质更新等。相应地, 溶解氧的消耗则主要体现在水体中生物的呼吸、代谢作用、有机物分解, 以及气体的逸散等^[8]。

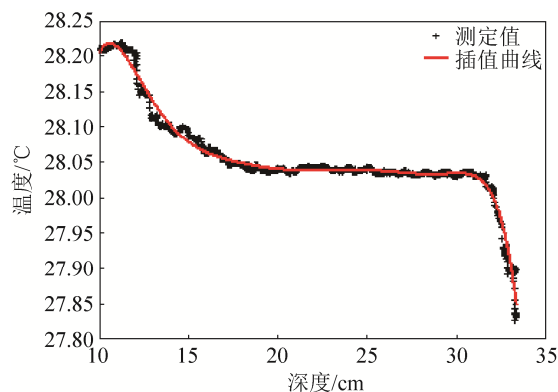
07: 55-11: 43 的溶解氧变化曲线如图 5 所示。



(a) 测定数据(09:42:00)



(b) 剔除奇点后的平滑数据(09:42:00)



(c) 测定数据以及剔除奇点后的平滑数据(10:07:00)

图 4 不同深度温度数据分析

Fig. 4 Temperature data at different depths

表 3 不同时刻的温度数据平滑结果

Tab. 3 Filtered Temperature data at different depths

时间	09:42:00				10:07:00			
平滑阶数	5				8			
多项式系数	-0.0000	0.0001	-0.0023		-0.0000	0.0000	-0.0000	0.0014
	0.0352	-0.2658	29.1694		-0.0365	0.5909	-5.8604	32.4927 -48.6220
检验系数	R: [6x6double]	df: 1728	normr: 0.5360		R: [9x9 double]	df: 1580	normr: 0.3425	
扩展数据 35 cm	27.5021				27.1514			
95%置信区间	27.4720 27.5322				27.1170 27.1859			

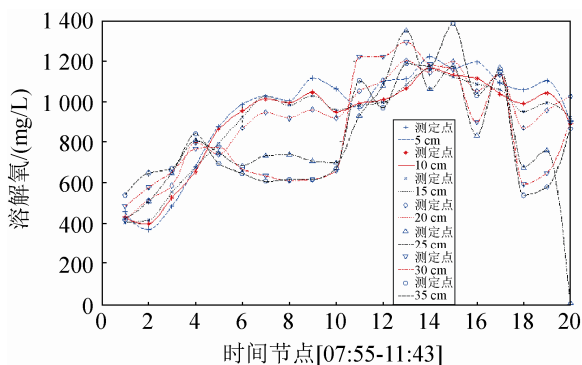


图5 不同时间、不同深度溶解氧数据分析

Fig. 5 Dissolved Oxygen data at different depths and time

从早晨开始,光照增强,浮游植物的光合作用大于呼吸作用,即使浮游植物所处深度不同,但是均开始了不同程度的溶解氧增加机制。因此,在x轴节点0~5,即约7:00-8:00时,溶解氧持续增加。在8:00之后,水生物大部分苏醒,呼吸加强并集体摄食,在8:00~9:00时水深15~35 cm的生物活动区域,耗氧急剧增加,造成溶解氧呈现减小趋势,在摄食完毕之后,即9:00-11:00之间,溶解氧则会恢复增长趋势。但到了中午,集体摄食以及活动增强则又呈现了溶解氧减小的趋势。

3.2 水温

水温对水产品的种类以及生长有着至关重要的影响。它不仅影响生物体代谢速度,还决定生物的摄食需求,从而决定水产品的质量。同时,温度还影响水质系统中的其他植物、环境变量的优劣。上午07:55-11:43分的溶解氧变化曲线如图6所示,实际上水温呈现分层升高趋势,其中5~10 cm深处受光照明显,升温尤为迅速。

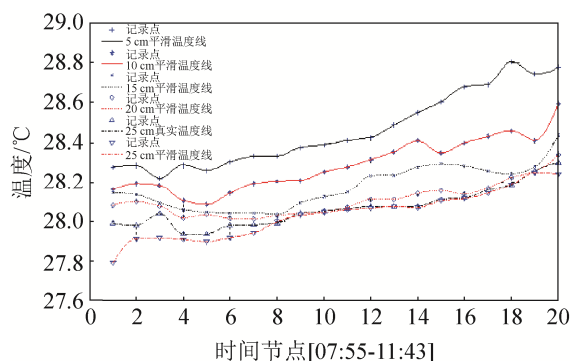


图6 不同时间、不同深度温度数据分析

Fig. 6 Temperature data at different depths and time

3.3 pH 值

pH 值是被动的水质因素,它受到其他因素的综合作用影响。pH 值过高则水质偏碱性,氨氮含量会形成毒害作用;pH 值过低则偏酸性,影响水生物的代谢机理功能。外界的酸雨、工业废水排放等会严重影响水质体的酸碱平衡^[9]。对生物自身而言,其代谢、呼吸、二氧化碳的溶解与挥发等均影响自身的生活环境。07:55-11:43 的溶解氧变化曲线如图7所示。

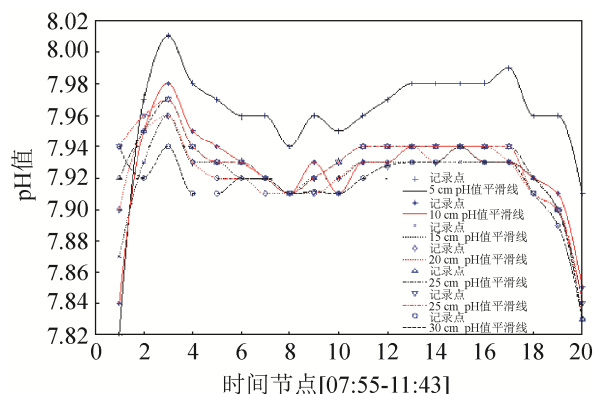


图7 不同时间、不同深度 pH 数据分析

Fig. 7 pH data at different depths and time

在7:00-8:00时,浮游植物光合作用增强,吸收了大量的二氧化碳,因此pH值有所上升;然而在8:00-9:00时,水生物苏醒并集体摄食期间,二氧化碳排放增加,pH值回落下降;在9:00-11:00时,二氧化碳的分解与排放动态平衡,pH值大致稳定,然而到了中午,水生物呼吸作用、摄食分解有机物、浮游植物自身的呼吸作用均增强,水质酸性有所增强。

4 水产养殖水质预测模型

石斑鱼原本产于海洋珊瑚礁生态环境中,其生长环境对水质要求很高,因此养殖成本较高。网箱中的水温、溶解氧浓度及pH值是影响石斑生存状态的重要参数,能否及时准确的把握水质参数变化成为养殖成败的关键。低温和缺氧很可能在短时间内造成大量石斑死亡,给养殖户带来严重的经济损失。借助无线传感技术实时采集水质数据,并采用

智能计算技术对数据变化做出分析和预测,对可能产生灾害的水质变化提前做出预警,同时为水产养殖的水质管理和保护做出科学引导。

4.1 径向基函数神经网络模型

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是仿生学拓展到计算机科学中的计算工具。由于径向基函数神经网络(Radical Basis Function Neural Networks, RBFNN)非线性化结构与参数、大量并行分布式结构、克服局部极小值、自我学习与适应能力等优点^[10]使得其应用不断扩大,典型结构如图 8 所示。

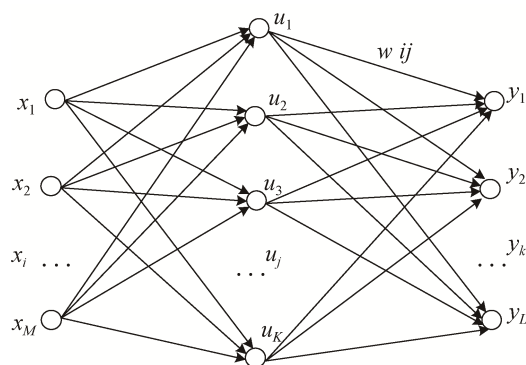


图 8 径向基函数神经网络的结构

Fig. 8 Structure of RBFNN

设网络输入 x 为 M 维: $x = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$, 隐含层一共有 K 个节点, 输出 y 为 L 维, 输入输出的样本对长度为 N , 径向基网络隐含层节点的作用函数一般取高斯基函数^[11]:

$$u_j(x) = \exp(-\|x^T x / x^T x \delta_j^2\|), j = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

输入的采集数据向量向隐含层映射, 隐含层节点 j 输出为:

$$u_j(x) = \exp(-\|x - c_j\|^2 / (2\delta_j^2)), j = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

式中: δ 是隐含层节点的标准常数; c 是隐含层节点的高斯函数中心向量, $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jM}]^T$ 。

RBF 网络的隐含层到输出层实现转换维度的线性映射, 即输出层节点 k 输出为:

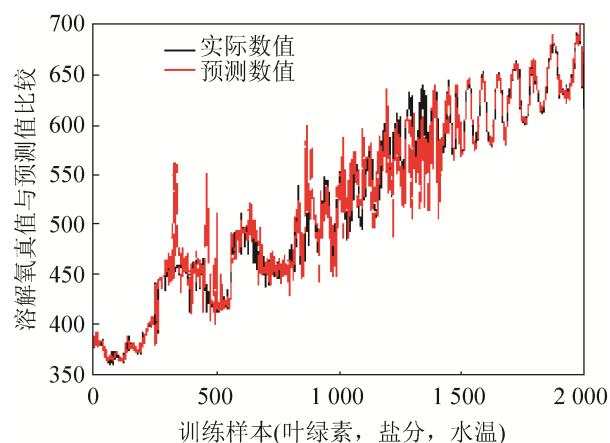
$$y_k = \sum_{j=1}^M w_{jk} u_j + \theta_k \quad (6)$$

式中: w_{jk} 为隐含层至输出层的调节权值; θ_k 为输

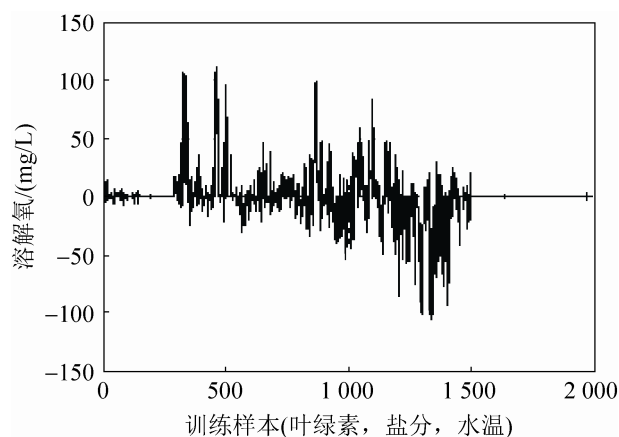
出层节点 k 的偏置。 y_k 作为对相应输入信号的响应, 根据不同背景作为重要调控变量输出到工作空间。

4.2 基于 RBFNN 水质因子建模与仿真实验

根据第 3 节中的动力学分析, 可以知道溶解氧、温度值、pH 等因素之间存在极强的制约(或促进)关联关系, 并且存在天气、污水排放等较大的干扰源, 这是非线性的多因素耦合动力系统。因此第 2 节中的插值方法不能完全适应真实环境(如短期波动等), 而对于这类非线性系统, 采用人工智能神经网络预测是一种非常有效的手段。图 9~10 给出了基于动力学模型的溶解氧、pH 值预测。



(a) 溶解氧预测曲线



(b) 溶解氧预测曲线误差精度曲线

图 9 基于径向基函数神经网络的溶解氧预测曲线
Fig. 9 Dissolved Oxygen prediction error based on RBFNN

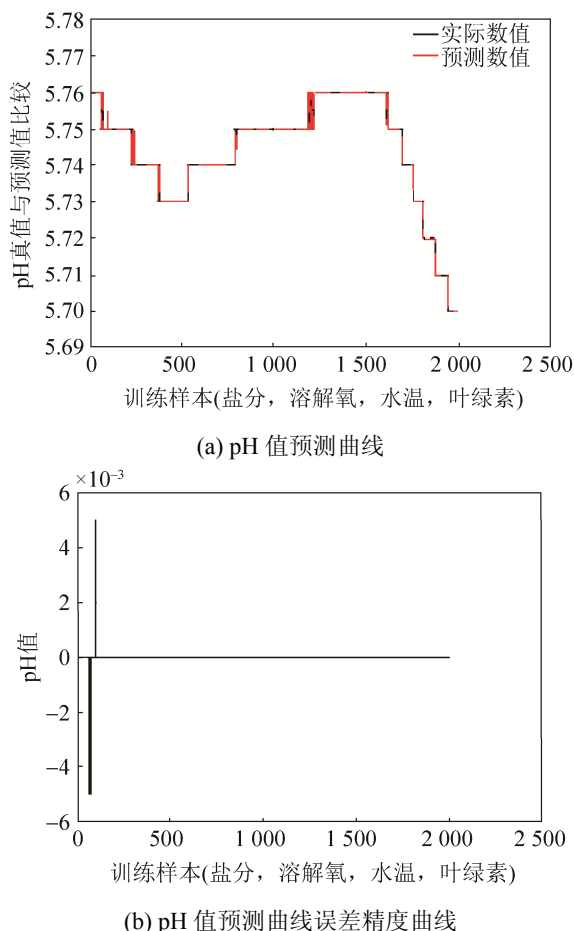


图10 基于径向基函数神经网络的 pH 值预测曲线
(动力学关联: 盐分、溶解氧、水温、叶绿素)
Fig. 10 pH prediction error based on RBFNN

在溶解氧的 RBFNN 预测中, 前 1 500 个样本在训练中存在一定的误差, 但是在最后 500 个样本中, 其误差被限定在一个很小的范围内, 即使溶解氧存在自身的小范围波动, RBFNN 仍然能够跟踪其状态, 体现出较好的预测能力; 在 pH 值跟踪上, RBFNN 则几乎没有误差, 仅在 2 处有较大的调整, 这既得益于 pH 值相对稳定的范围, 也体现出 RBFNN 优良的跟踪特性。由于水温与天气之间关联紧密, 因此以动力学建模方法建立 RBFNN 预测水温必须包含天气影响, 这里没有讨论天气因素, 故不给出水温预测。

5 结论

本文通过引入数据清洗、非线性插值等方法有效地修复了实验采样数据, 在此基础上通过不同水

层的水质因子采样数据分析, 通过因素的相关性分析提出了动力学描述方法, 定性地给出了水质因子的关联关系, 最后运用径向基函数神经网络跟踪模型较好地跟踪并预测了水质环境因子的特征。

下一步的主要工作由第 4 节拓展, 研究从定性到定量刻画水质因素之间的动力学模型。第 2 节已经给出了水质体系中的几类主要参数, 实际上大家知道在这些参数之间的强耦合动力学关联。因此, 一项重要的工作就是建立相关性分析模型, 从数据上定量地研究影响水质系统中某个因素的其他决策变量。这就是涉及到数理统计的主成份研究以及相关矩阵^[12]理论。因此在下一步的工作中, 我们将在水质因素之间以及环境变量的研究中, 寻求合适的方法剔除相关度较低的影响成分, 准确把握水质系统的动力学模型。

参考文献:

- [1] 刘双印. 基于计算智能的水产养殖水质预测预警方法研究 [M]. 北京: 中国农业大学, 2014. (Liu Shuangyin. Prediction and Early-warning of Water Quality in Aquaculture Based on Computational Intelligence [M]. Beijing, China: China Agricultural University, 2014.)
- [2] 陈海杰. 基于 GSM 的温度、PH、溶解氧测量的海水养殖监测系统 [M]. 青岛: 山东科技大学, 2011. (Chen Haijie. The Detection System Of Aquiculture Based On GSM About Temperature, PH and DO [M]. Qingdao, China: ShanDong University of Science and Technology, 2011.)
- [3] 王拴中. 改进小波阈值去噪法的对比性仿真实验与分析 [J]. 噪声与振动控制, 2012, 32(1): 128-132. (Wang Shuanzhong. Comparative Simulation Study of Evolutional Wavelet Based on Denoising Algorithms [J]. Noise and Vibration Control, 2012, 32(1): 128-132.)
- [4] 董景岗, 王海霞, 李伟. 天津近岸海水溶解氧分布特征 [J]. 天津科技大学学报, 2009, 24(3): 26-30. (DONG Jing-gang, WANG Hai-xia, LI Wei. Distribution Feature of Dissolved Oxygen in Tianjin Offshore Seawater [J]. Journal of Tianjin University of Science & Technology, 2009, 24(3): 26-30.)
- [5] 陈后金. 信号与系统 [M]. 2 版. 北京: 北京交通大学出版社, 2008. (Chen Houjin. Signal and System (The second edition) [M]. Beijing China: Beijing Jiaotong University Press, 2008.)

(下转第 1063 页)