

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005351

航空锂电池寿命预测方法研究*

韩露 史贤俊 林云
(海军航空大学 烟台 264001)

摘要: 随着航空机电系统的发展,对电池的检测与寿命预测成为地勤人员重要的工作之一。针对小子样条件下锂电池寿命预测困难的问题,研究了GM(1:1)模型、灰色 Verhulst 模型、神经网络模型在解决该问题时的优势与缺陷,通过对现有模型的分析,提出了一种灰色 Verhulst-神经网络模型,弥补了灰色模型中长期预测精度低的缺陷,降低了神经网络对样本量的要求。以某型航空设备装备的锂电池为例,研究并比较以上方法的预测效果,结果显示灰色 Verhulst-神经网络模型预测精度为 0.7%,远低于其他模型,说明模型精度较高,证明了所提方法的可行性与有效性。

关键词: 灰色模型;BP神经网络模型;灰色 Verhulst-神经网络模型;寿命预测

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.3050

Research on life prediction method of aviation lithium battery

Han Lu Shi Xianjun Lin Yun
(Navy Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: With the development of aviation electromechanical system, the detection and life prediction of battery become one of the important work of ground crew. In view of the difficulty of lithium battery life prediction under the condition of small sample, the advantages and disadvantages of GM (1 : 1) model, grey Verhulst model and neural network model in solving the problem are studied. Through the analysis of existing models, a grey Verhulst neural network model is proposed, which makes up for the defect of low prediction accuracy in the medium and long term of grey model, and reduces the influence of neural network on the sample size requirement. Taking the lithium battery of a certain type of aviation equipment as an example. The results show that the prediction accuracy of grey Verhulst neural network model is 0.7%, which is far lower than that of other models. It shows that the model has high accuracy, which proves the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Keywords: grey model; BP neural network model; grey Verhulst neural network model; life prediction

0 引言

电池作为储能元件,随着电子技术的普及,成为各个系统中不可或缺的组成部分^[1]。而近年来,作为便携式能源的锂离子电池顺应趋势发展,快速普及^[2]。其优点包括:1)能量密度高;2)使用寿命长,有效充放电次数多;3)额定电压高;4)自放电率很低;5)适应性强,可在-20℃~60℃环境下使用,可以覆盖中国绝大多数的战场环境。由于其所具备的优点,目前为止,锂离子电池被公认为是标准能源,智能手机、新能源汽车乃至各种军事装备都在大量使用锂离子电池作为能源供给^[2-3]。

当然,锂离子电池也有其固有缺点,其在充电、放电过程中会不可逆的产生固体电解质中间相,它的存在会严重

影响电池的化学反应^[4]。宏观表现为电池容量会随着使用而持续下降,即电池寿命缩短。电池寿命的下降甚至会作为故障进行传播,影响装备性能^[2]。下文中以电池容量来量化表征电池寿命。

某型航空设备元件配备有锂离子电池,由于受到外场维护测试设备与维护环境的限制,无法对其进行长周期、全方位、多指标的实时监测,只能监测易获取的指标,进而对其寿命进行预测。在此种应用环境下,需要解决有效样本少、模型预测精度低等问题。目前一般的方法有GM(1:1)^[5]模型、灰色 Verhulst 模型、BP神经网络模型^[6]。这些模型各有优劣,但难以完全解决上述问题,基于此,本文结合灰色 Verhulst 模型与神经网络模型,提出灰色 Verhulst-神经网络模型进行电池寿命预测。

收稿日期:2020-11-12

*基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(61903374)项目资助

• 20 •

1 航空设备锂电池寿命预测方法

灰色系统理论中,灰色预测是对原始数据进行处理,建立灰色模型,对处理的数据进行拟合,发现并掌握系统发展的规律,之后对系统未来进行定量预测,如果模型适用准确,则得到科学的预测结果^[7]。

1.1 GM(1:1)模型

灰色预测最为突出的特点便是模型使用的并不是原始的数据序列,而是构造的数据序列。GM 是对原始的数据进行累加,得到近似指数规律后再进行建模的方法^[5, 8]。GM(1:1)主要解决生成序列具有指数规律的预测问题。GM(1:1)模型不需要很多的数据,可以充分利用微分方程挖掘系统本质,精度高;且可以将无规律数据生成规律性强的序列,便于运算与检验。但其只适用于中短期的预测,长期预测精度低。建模原理如下:

原始的数据序列:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

对原始数据进行累加得到新的数据序列:

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

对新生成的序列,可以用一个指数曲线或者一条直线来逼近新序列。采用一阶单变量微分方程拟合序列,得到白化微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (4)$$

式中:参数 a, u 为 GM(1:1)模型的发展系数与灰作用量,发展系数展现了模型预测拟合值的变化趋势,灰作用量表现了原始输入数据的内在变化。

初始条件:

$$t = t_0 = 1 \text{ 时}, x^{(1)} = x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \quad (5)$$

求解微分方程可得:

$$x^{(1)}(t) = [x^{(1)}(t_0) - u/a]e^{-a(t-t_0)} + u/a \quad (6)$$

离散数据,设 $t = k + 1$, 则:

$$x^{(1)}(k + 1) = [x^{(1)}(1) - u/a]e^{-ak} + u/a \quad (7)$$

a, u 的值由最小二乘法估计得出,差分代替微分:

$$\Delta t = (t + 1) - t = 1$$

$$x^{(0)}(t) = x^{(1)}(t) - x^{(1)}(t - 1) = \frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t} \quad (8)$$

所以, $x^{(0)}(t) = -ax^{(1)}(t) + u$

矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x^{(1)}(2) & 1 \\ -x^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -x^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} \quad (9)$$

由于 $\frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t}$ 涉及 $x^{(1)}$ 的两时刻值,因此取两时刻的均值

更为合理。

将 $x^{(1)}(i)$ 替换为:

$$z^{(1)}(i) = \frac{1}{2}[x^{(1)}(i) + x^{(1)}(i - 1)], i = 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

$$\text{其中, } \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)] & 1 \\ \frac{1}{2}[x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{1}{2}[x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n - 1)] & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix},$$

简化为 $y = BU$,

$$\hat{U} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T y \quad (11)$$

求解出 a, u 估计值后代入预测公式:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k - 1) = (1 - e^{-a})(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-a(k-1)} \quad (12)$$

式中: $k \leq n$ 时, $\hat{x}^{(0)}(k)$ 为模型拟合值;当 $k > n$ 时, $\hat{x}^{(0)}(k)$ 为模型预测值。

1.2 灰色 Verhulst 模型

相比于 GM(1:1)模型,灰色 Verhulst 模型能够对部分信息未知、具有饱和特性的模型或者某种非平稳随机且趋近饱和特性系统进行科学的预测,弥补 GM(1:1)模型单调的变化过程,对锂离子电池充电时两端电压与充电器测得电压具有更高的预测精度。其建模原理如下:

原始数据序列、累加生成序列、紧邻均值生成序列与 GM(1:1)采用相同的方法。

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (13)$$

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (14)$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

$$z^{(1)}(i) = \frac{1}{2}[x^{(1)}(i) + x^{(1)}(i - 1)], i = 2, 3, \dots, n \quad (16)$$

建立灰色 Verhulst 模型, a 和 b 是参数。

$$x^{(0)} + az^{(1)} = b(z^{(1)})^2 \quad (17)$$

白化方程为:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b(x^{(1)})^2 \quad (18)$$

与 GM(1:1)模型类似,则:

$$\hat{U} = (\hat{a}, \hat{b})^T \quad (19)$$

$$B = \begin{bmatrix} -Z_2^{(1)} & (Z_2^{(1)})^2 \\ -Z_3^{(1)} & (Z_3^{(1)})^2 \\ \dots & \dots \\ -Z_n^{(1)} & (Z_n^{(1)})^2 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_2^{(0)} \\ x_3^{(0)} \\ \dots \\ x_n^{(0)} \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\hat{U} = (B^T, B)^{-1} B^T Y \quad (22)$$

解出 \hat{a}, \hat{b} 。

白化方程解为：

$$x^{(1)}(t) = \frac{ax_0^{(1)}}{bx_1^{(1)} + (a - bx_0^{(1)})e^{ak}} \quad (23)$$

时间相应序列为：

$$x_{k+1}^{(1)} = \frac{ax_0^{(1)}}{bx_1^{(1)} + (a - bx_0^{(1)})e^{ak}} \quad (24)$$

用 $x_1^{(1)}$ 代替 $x_0^{(1)}$ ，则：

$$x_{k+1}^{(1)} = \frac{ax_0^{(1)}}{bx_1^{(1)} + (a - bx_1^{(1)})e^{ak}} \quad (25)$$

$$x_{k+1}^{(0)} = x_{k+1}^{(1)} - x_k^{(1)} \quad (26)$$

1.3 BP 神经网络模型

BP 神经网络又称反向传播网络,其模拟人脑的方法对输入和输出关系进行建模,可模拟很复杂的关系^[9-11]。BP 网络是一种典型的前向反馈网络,BP 算法是一种有监督的学习算法,其基本原理是利用输出后得到的误差来估算相邻前一层的误差,再用估算的误差估计更前一层的误差,通过传播算法,对每个神经元的权值进行不断地调整,直到每个输入值对应的输出值的误差满足设定的要求,其具有强大的非线性映射能力,理论上可以逼近任何连续函数。其基本过程如下：

- 1) 初始化各个节点的权值；
- 2) 输入样本与期望值；
- 3) 依靠每个神经元激励函数进行计算各个节点的输入输出；
- 4) 计算各层每个神经元节点误差与总误差；
- 5) 判断误差是否满足要求,满足则停止计算;不满足则进入步骤 6)；
- 6) 修正权值,重复上述步骤,直到误差在要求范围内。

1.4 灰色 Verhulst-神经网络模型

灰色神经网络^[12-16]是灰色预测模型与神经网络的有机组合,可以有效发挥两者的优势。使得预测在少量样本的情况下,也能达到一个较高的精度,它弥补了灰色系统对于长期预测精度差的缺陷,也降低了样本数量不足对神经网络预测精度的影响。灰色 Verhulst-神经网络是灰色预测模型与 BP 神经网络模型的有机组合。它可以弱化数据序列的随机性,有效克服数据少的缺点。它还具有 BP 神经网络的自学习、非线性特性。这个组合模型可对数据量较少的对象建立更精确的模型。灰色 Verhulst-神经网络将灰色 Verhulst 模型弱化数据序列的随机性,能克服小样本少数数据的特性与 BP 神经网络的自学习、非线性特性结合

起来,对未知系统进行建模。

将在外场测量得到的等间距锂电池相关数据序列作为灰色 GM(1:1)模型与灰色 Verhulst 模型的输入,预测得到相应数据的灰色值。将得到的灰色值作为神经网络的输入,选取电池容量的高精度测量值作为神经网络的期望值,训练这个 BP 神经网络。通过测试数据对神经网络进行测试,得到预测值,进行误差分析。步骤如下：

1) 基于灰色系统预测公式,将锂电池的 3 组数据进行输入,得到相应的灰色预测值。

2) 将两种灰色预测模型对 3 个参数的拟合与预测精度进行对比,对于每个参数,选取预测精度相对较高的灰色预测值作为神经网络输入值,设置神经网络的参数,对神经网络进行训练,得到神经网络对于电池容量的预测值。

2 工程实例

某型航空设备元件配备有专门的锂离子电池,随着锂离子电池不断重复的充放电过程,其容量会不可逆地发生下降。当容量下降 35% 时,为避免因电池发生故障引发重大事故,同时为防止电池性能降低引起的其他不良反应,需要更换电池。由于外场维护保障条件限制,无法对电池性能进行全方位监测,因此采用灰色 Verhulst-神经网络对容量进行预测。选取外场测试的等间隔数据,建立预测模型。某型航空设备的每次使用强度与使用时间一致,使用结束后对锂离子电池进行充电。由于工作强度限制,外场测试人员每完成 3 次锂离子电池的充电、放电,便对第 3 次充电、放电中对电池参数进行监测。主要测量的数据有电池端电压、充电器处测得电压、充电周期、放电时电池容量,分别如表 1 所示。

本文将前 33 组数据为样本数据,将后 10 组数据作为检验数据,评估各个模型的精度。步骤如下：

1) 利用灰色 GM(1,1)模型与灰色 Verhulst 模型对数据进行预测分析。首先将 3 个参数(电池端电压、充电器处测得电压、充电周期)的前 33 组数据分别作为灰色模型的输入: $\{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(33)\}$; 利用 GM(1,1)模型与 Verhulst 模型的预测公式,得到前 33 组数据与后 10 组预测数据的灰色值 $\{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(43)\}$; 对比 GM(1:1)模型与灰色 Verhulst 模型的预测性能,如图 1~6 所示。表 1 所示为 3 个参数随充电次数的变化趋势,并比较了真实值与灰色预测值的差值。

2) 由图 1 与 2 可知,灰色 Verhulst 模型对电池端电压、充电器测得电压两个参数拟合的比较好,预测值与真实值之间误差较小,根据图 4 与 5,灰色 GM(1:1)模型对这两个参数预测较差,误差很大;根据图 3 与 6 发现,灰色 GM(1:1)模型对于充电周期参数拟合较好,误差较小。因此本文选择利用灰色 Verhulst 模型得到的电池端电压、充电器测得电压的两组灰色值和利用灰色 GM(1:1)得到的充电周期的一组灰色值作为 BP 神经网络的输入。注意

表 1 各参数的实测值

序号	充电次数	电池端电压	充电器处测得电压	充电周期	电池容量
1	1	3.424	4.149	3 672.3	2.025
2	4	3.495	4.224	3 629.2	2.001
3	7	3.505	4.230	3 572.5	1.969
4	10	3.530	4.257	3 530.3	1.946
5	13	3.573	4.300	3 540.3	1.923
6	16	3.582	4.305	3 499.4	1.889
7	19	3.597	4.327	3 460.3	1.868
8	22	3.628	4.354	3 461.6	1.876
9	25	3.659	4.386	3 431.9	1.871
10	28	3.698	4.430	3 410.7	1.856
11	31	3.709	4.447	3 380.7	1.875
12	34	3.672	4.408	3 395.2	1.855
13	37	3.714	4.446	3 368.3	1.813
14	40	3.737	4.473	3 331.3	1.771
15	43	3.755	4.489	3 311.8	1.739
16	46	3.753	4.494	3 293.2	1.734
17	49	3.793	4.500	3 328.9	1.744
18	52	3.759	4.501	3 283.6	1.745
19	55	3.764	4.500	3 266.1	1.698
20	58	3.789	4.527	3 238.8	1.661
21	61	3.800	4.538	3 229.8	1.629
22	64	3.814	4.554	3 203.6	1.599
23	67	3.825	4.565	3 186.3	1.567
24	70	3.836	4.581	3 167.7	1.541
25	73	3.842	4.581	3 149.1	1.525
26	76	3.849	4.592	3 121.9	1.504
27	79	3.881	4.624	3 120.9	1.530
28	82	3.856	4.597	3 095.8	1.478
29	85	3.859	4.597	3 085.6	1.468
30	88	3.865	4.602	3 058.8	1.447
31	91	3.874	4.608	3 082.9	1.466
32	94	3.856	4.592	3 056.4	1.483
33	97	3.863	4.602	3 039.0	1.452
34	100	3.867	4.602	3 021.8	1.431
35	103	3.870	4.602	3 012.0	1.421
36	106	3.867	4.608	2 992.7	1.415
37	109	3.872	4.613	2 975.3	1.395
38	112	3.875	4.613	2 956.4	1.384
39	115	3.875	4.613	2 947.3	1.374
40	118	3.877	4.619	2 928.5	1.358
41	121	3.882	4.619	2 955.4	1.405
42	124	3.885	4.619	2 918.4	1.357
43	127	3.889	4.624	2 901.4	1.337

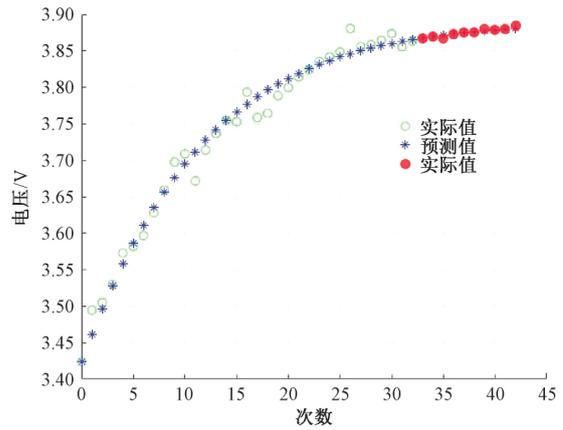


图 1 电池端电压曲线(灰色 Verhulst 模型)

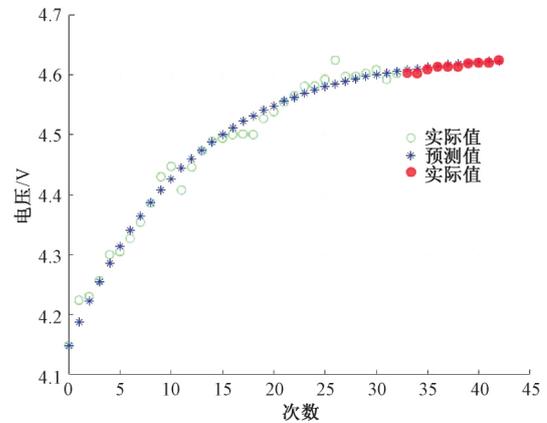


图 2 充电器处测得的电压曲线(灰色 Verhulst 模型)

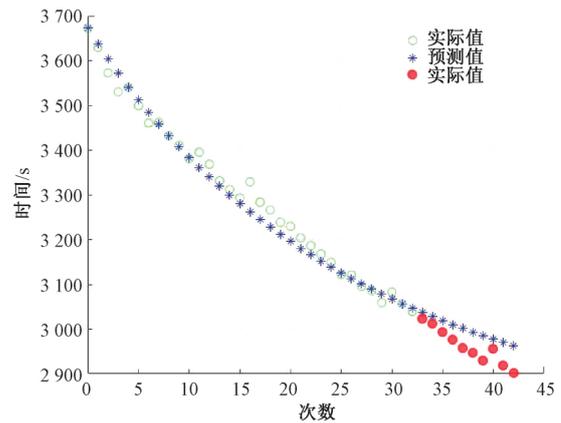


图 3 充电周期矢量曲线(灰色 Verhulst 模型)

到灰色模型预测精度随着预测时间而降低,对于中长期预测精度较差,因此只将序号 1~38,即第 1~112 次充放电数据的灰色预测值作为 BP 神经网络输入值。

3)利用灰色 Verhulst-神经网络进行预测分析将对应第 1~112 次充放电的序号 0~37 组参数的灰色值作为模

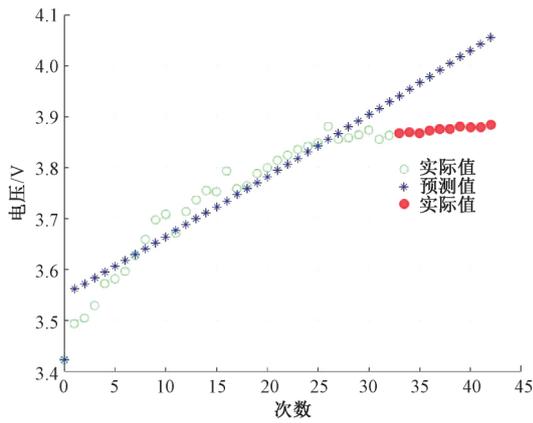


图 4 电池端电压曲线(GM(1,1))

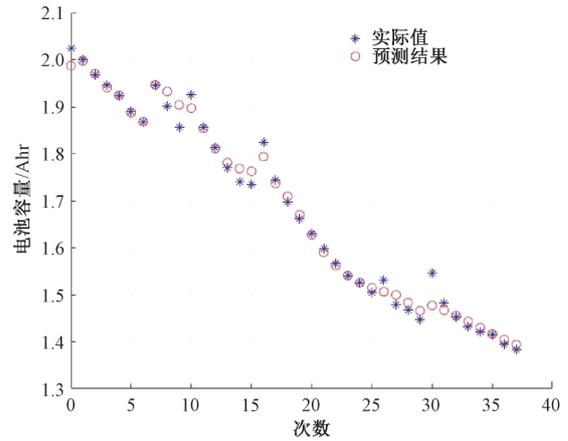


图 7 电池容量的预测结果

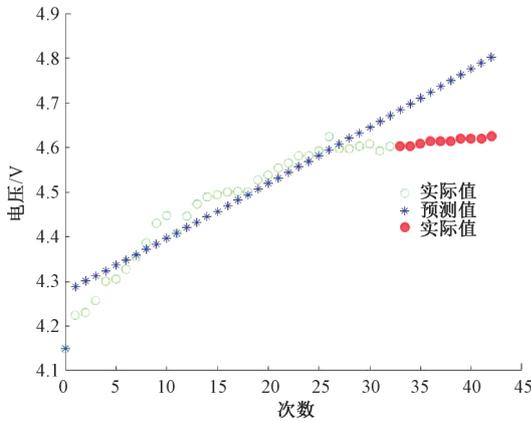


图 5 充电器测得的电压曲线(GM(1,1))

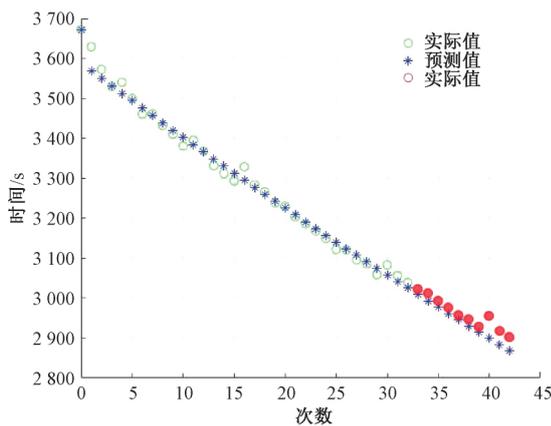


图 6 充电周期矢量曲线(GM(1,1))

型的输入,将这 38 组数据对应的电池容量作为神经网络的期望值,对这个 BP 神经网络进行训练。设置 BP 神经网络在进行本项目预测时的各个参数值:输入样本数为 38;隐含层设置为 2 层;节点数为[50 20];学习率 0.01;训练次数 1 000 次;目标误差 0.000 1,训练结果如图 7 所示。

最后将序号 38~42 内的 3 个参数的灰色值作为模型的测试数据,得到电池容量的预测值,与实际值进行对比,计算灰色 Verhulst-神经网络的预测误差。并将其与灰色 GM(1:1)模型与灰色 Verhulst 模型的预测结果进行对比,并计算相对误差,如图 8、9 所示。

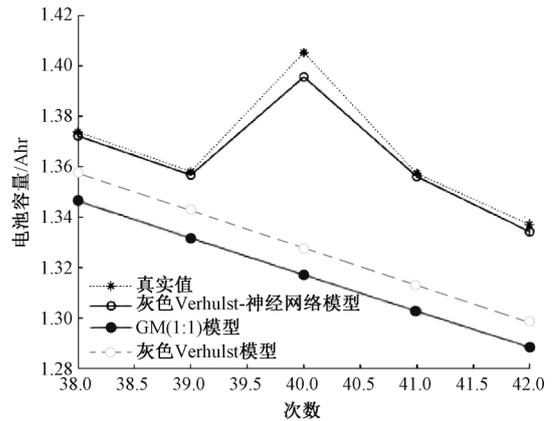


图 8 3 种模型对电池容量的预测结果

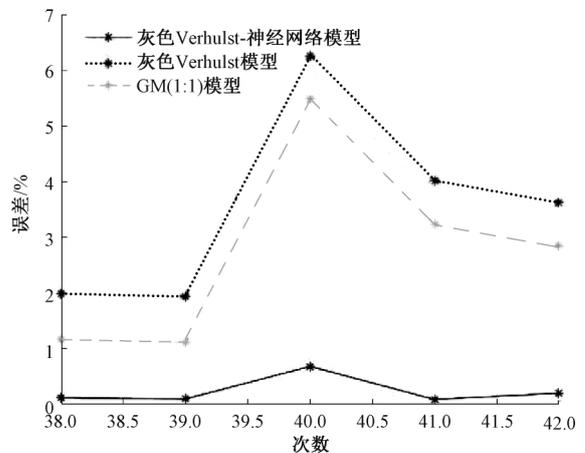


图 9 3 种模型对电池容量的预测误差

由图 8.9 可知,灰色 Verhulst-神经网络对于电池容量的预测,相比于灰色 GM(1:1)模型与灰色 Verhulst 模型精确度高,可以达到项目使用要求。

该型航空设备要求电池容量下降不得超过设计容量的 35%,即在 2.7 V 电压下,测量的电池容量值不得低于 1.3 Ahr。报警值为在 2.7 V 电压下,测量的电池容量 1.5 Ahr。当锂离子电池容量到达报警值时,应及时通知工作人员,加大对电池的监测力度与关注度,随时准备更换电池。

3 结 论

本文提出的灰色 GM(1:1)模型、灰色 Verhulst 模型和 BP 神经网络的组合预测模型,弥补了灰色模型对中长期预测精度低的缺点,降低了神经网络对于样本数量的要求,其兼顾二者的优势长处,并予以发扬。其使得预测结果更加科学可靠,在条件较差的测试环境中可以对项目进行精度更高的建模工作,且不需要增加测试手段与测试项目。可以有效减轻测试维护人员工作量,对于设备维护具有重要意义。

根据充电次数与相应的 3 个参数到达警戒区域时,应及时发出通知,使工作人员增加对锂离子电池的监测密度,临近危险区间时,及时更换设备,以免故障发生传递,影响整个系统的正常工作。

参考文献

- [1] 谢建刚,李其仲,黄妙华,等. 锂离子电池剩余容量与剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2018, 42(10): 1438-1440.
- [2] 丁劲涛,罗美君,吴晓兵,等. 航空锂离子电池剩余容量及 RUL 预测建模[J]. 电池, 2019, 49(4): 329-333.
- [3] 张吉宣,贾建芳,曾建潮. 电动汽车供电系统锂电池剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3): 60-66.
- [4] 吕佳朋,史贤俊,王康. 基于高斯过程回归的电池容量预测模型[J]. 电子测量技术, 2020, 43(3): 43-48.
- [5] 杨恒,岳建平,丛康林,等. 基于 GM(1,1)模型的高速铁路沉降分析预测[J]. 地理空间信息, 2020, 18(10): 95-98.
- [6] 谢文强. 遗传算法优化 BP 网络的锂电池剩余容量预测[J]. 仪表技术, 2019(1): 35-37.
- [7] 刘险峰,邹积岩. 基于灰色理论的蓄电池容量预测[J]. 大连理工大学学报, 2005(5): 630-632.
- [8] 闫小辉,徐泮林. 基于 GM(1,1)与 Verhulst 模型的建筑物沉降预测分析[J]. 地理空间信息, 2020, 18(9): 110-112.
- [9] 刘倩. 基于人工神经网络的电池容量预测[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2006(3):28-31.
- [10] 朱晓青,马定寰,李圣清,等. 基于 BP 神经网络的微电网蓄电池荷电状态估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 2042-2048.
- [11] 吴春晓,行鸿彦,张漪俊. 基于 BP 神经网络的地温推演模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1561-1567.
- [12] 柴志君,欧阳中辉,岳炯. 一种改进的灰色 BP 神经网络预测模型[J]. 兵工自动化, 2020, 39(10): 84-88.
- [13] 荆红莉,周艳萍,蒋晓雁. 基于灰色关联分析及 BP 算法的用电量预测[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(12): 109-112.
- [14] 丁硕,巫庆辉,常晓恒,等. 基于灰色 BP 神经网络的实验材料供应预测[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(12): 78-82.
- [15] 周国雄,莫晓山. 基于灰色预测和 BP 的集气管压力集成预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(7): 1648-1654.
- [16] 何伟铭,宋小奇,甘屹,等. 传感器校正的优化灰色神经网络建模方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 504-512.

作者简介

韩露,工学硕士,主要研究方向为电子装备测试性设计。

E-mail:953339581@qq.com