



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109755683 A

(43)申请公布日 2019.05.14

(21)申请号 201811473233.8

(22)申请日 2018.12.04

(71)申请人 厦门大学

地址 361000 福建省厦门市思明南路422号

(72)发明人 陈思媛 方正 杨正 孔佳莹

马润思 黄涛 李孟辉

(74)专利代理机构 厦门市首创君合专利事务所

有限公司 35204

代理人 张松亭 林燕玲

(51) Int. Cl.

H01M 10/48(2006.01)

H01M 10/633(2014.01)

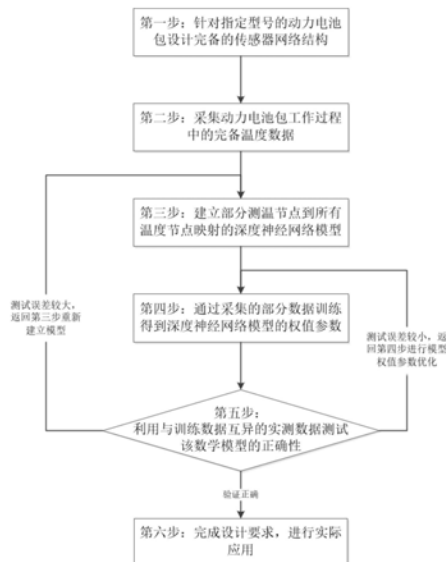
权利要求书1页 说明书5页 附图8页

(54)发明名称

一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法

(57)摘要

本发明属于电池组热管理技术领域,一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,针对同类型电池包,基于充放电及不同负载情况下所有位置点温度的实验数据;应用深度学习中神经网络算法,训练出适用于该电池包的模拟温度场模型;再由软件调用该模型,即可达到通过感知电池包内某些特定位置温度来预测电池包所有感兴趣点的温度状态的效果,从而完成对电池包内部温度的全局实时监测。



1. 一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,包括:

- 1) 针对指定型号的动力电池包设计完备的传感网络;
- 2) 在充放电条件下采集动力电池包工作过程中的完备的温度数据;
- 3) 选择电池包内部分测温节点作为实际应用中的实测点,建立实测点到所有温度节点映射的深度神经网络模型;
- 4) 通过采集的数据训练得到该深度神经网络模型的合适权值参数;
- 5) 利用与训练数据互异的实测数据测试该数学模型的正确性;
- 6) 调用深度神经网络模型,通过感知电池包内某些特定位置温度来预测其他位置的温度状态,从而完成对电池包内部温度的实时监测。

2. 如权利要求1所述的一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,所述步骤1) 具体为,选择电池包内需要进行实测的温度位置,并在这些位置安放热电偶传感,完成热电偶传感器、测温仪、负载或充电设备与PC机四者间的硬件连接与软件通讯。

3. 如权利要求1所述的一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,所述步骤3) 中,采用深度学习中神经网络算法,LSTM算法,训练出适用于该电池包的模拟温度场模型,建立实测点到所有温度节点映射的深度神经网络模型。

4. 如权利要求3所述的一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,所述步骤4) 中,所述合适权值参数包括有损失函数、激活函数、批次大小、正则化比例、时间步、网络层数与隐藏单元个数。

5. 如权利要求1所述的一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,所述步骤5) 中,若实测温度与感知预测的温度误差始终控制在 $0.6^{\circ}\text{C}$ 以内,即认为该模型满足设计要求;若误差大于 $0.6^{\circ}\text{C}$ 但小于 $5^{\circ}\text{C}$ 左右时,则通过调整权值参数优化模型。其中, $0.6^{\circ}\text{C}$ 是通过人为设定的预测精度确定的,温度场电池单体最大温度差范围为 $30^{\circ}\text{C}$ ,要求精度达到98%,则允许最大误差为: $(1-0.98)*30=0.6^{\circ}\text{C}$ 。

6. 如权利要求5所述的一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,所述步骤5) 中,若多次优化后始终不能满足误差要求或温度误差大于 $5^{\circ}\text{C}$ 时,则返回步骤3),应用新的算法训练出适用于该电池包的模拟温度场模型。

## 一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及电动汽车用电池组热管理领域,特别是一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法。

### 背景技术

[0002] 当前国际上,电动化趋势愈演愈烈,随着新兴的电动自行车、电动汽车的开发和商业化生产、新型潜艇、航天器 (PROBA) 及无人水下航行器 (UUV) 的发展,航空、航天、航海等领域对新型绿色动力电池的需求大幅度增加。

[0003] 动力电池工作电流大、产热量大,同时电池包又处于一个相对封闭的环境,在充放电过程中产生大量的热量会导致电池内部温度升高以及单体电池之间温度的不均匀,造成电池性能不稳定,影响电池单体性能的一致性及电池荷电状态 (SOC) 估计的准确性,严重时甚至影响到电池的使用安全及寿命,因此建立电池包温度场对于电池散热结构的优化和散热性能的提升具有重要意义。

[0004] 然而,由于受到电池生产工艺的限制,绝大多数的电池热管理系统无法对电池包内每个位置进行温度感知,因而很难确定电池包内的最高温度。而对于电池热管理系统,使用电池包内实际最高点温度作为输入量和参考量显然比使用检测到的温度最大值更加可靠、安全。

[0005] 现有的热管理方法中,传统的CFD (计算流体动力学) 方法存在着诸多缺陷。比如关键性热力学参数不好掌握,不太适合耦合场的状况,有可能会产生伪物理效应。再者,CFD涉及大量的数值计算,通过大量传感器来监视电池包的温度场,随着模型的复杂程度增加、离散点数目的增加,通常需较高的计算机硬软件配置来进行计算。而在实际应用中,动力电池包中的电池数量多、复杂程度高,使用情况复杂,CFD方法实用价值不高。

[0006] 因此,对于动力电池的热管理系统而言,有必要提出一种在温度传感器布置的数量尽可能少的基础上能够实现对电池包内所有位置进行实时温度检测的方法。

### 发明内容

[0007] 本发明的主要目的在于克服现有技术中的上述缺陷,提出一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,该方法适用范围广、方便移植,可以很容易应用到动力电池热管理系统的控制单元,实现对于动力电池的实时温度检测。

[0008] 本发明采用如下技术方案:

[0009] 一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,其特征在于,包括:

[0010] 1) 针对指定型号的动力电池包设计完备的传感网络;

[0011] 2) 在充放电条件下采集动力电池包工作过程中的完备的温度数据;

[0012] 3) 选择电池包内部分测温节点作为实际应用中的实测点,建立实测点到所有温度节点映射的深度神经网络模型;

[0013] 4) 通过采集的数据训练得到该深度神经网络模型的合适权值参数;

[0014] 5) 利用与训练数据互异的实测数据测试该数学模型的正确性;

[0015] 6) 调用深度神经网络模型,通过感知电池包内某些特定位置温度来预测其他位置的温度状态,从而完成对电池包内部温度的实时监测。

[0016] 所述步骤1) 具体为,选择电池包内需要进行实测的温度位置,并在这些位置安放热电偶传感,完成热电偶传感器、测温仪、负载或充电设备与PC机四者间的硬件连接与软件通讯。

[0017] 所述步骤3) 中,采用深度学习中的LSTM神经网络算法,训练出适用于该电池包的模拟温度场模型,建立实测点到所有温度节点映射的深度神经网络模型。

[0018] 所述步骤4) 中,所述合适权值参数包括有损失函数、激活函数、批次大小、正则化比例、时间步、网络层数与隐藏单元个数。

[0019] 所述步骤5) 中,若实测温度与感知预测的温度误差始终控制在 $0.6^{\circ}\text{C}$ 以内,即认为该模型满足设计要求;若误差大于 $0.6^{\circ}\text{C}$ 但小于 $5^{\circ}\text{C}$ 左右时,则通过调整权值参数优化模型。

[0020] 所述步骤5) 中,若多次优化后始终不能满足误差要求或温度误差大于 $5^{\circ}\text{C}$ 时,则返回步骤3),应用新的算法训练出适用于该电池包的模拟温度场模型。

[0021] 由上述对本发明的描述可知,与现有技术相比,本发明具有如下有益效果:

[0022] 1、本发明方法适用范围广、方便移植,可以很容易应用到动力电池热管理系统的控制单元,实现对于动力电池的实时温度检测。

[0023] 2、本发明降低了传感器系统的体积重量与网络复杂度,生成模型复杂程度低,增强传感器网络的可靠性。

[0024] 3、本发明以压缩感知原理作为理论依据,分析电池包内各位置点温度与实际检测点温度的关系,采用深度学习算法还原重建电池包内部温度场。

[0025] 4、本发明的研究思路和应用步骤适用于各种型号的动力电池。

## 附图说明

[0026] 图1本发明的应用步骤流程图;

[0027] 图2电池组实物图;

[0028] 图3实验用电池模块、电池单体及感温位置示意图;

[0029] 图4测温仪采集数据流程;

[0030] 图5上位机软件工作流程;

[0031] 图6LSTM算法单元结构;

[0032] 图7上位机软件界面;

[0033] 图8LSTM模型中5号点温度值对比曲线图;

[0034] 图9LSTM模型不同压缩率下技术验证指标;

[0035] 图10不同压缩率下可释方差得分曲线;

[0036] 图11不同压缩率下平均绝对值误差曲线;

[0037] 图12不同压缩率下均方差曲线;

[0038] 图13不同压缩率下 $R^2\_score$ 判定系数曲线;

[0039] 图14不同压缩率下最大误差曲线。

## 具体实施方式

[0040] 以下通过具体实施方式对本发明作进一步的描述。

[0041] 一种基于压缩感知理论的电池包内部温度实时监测方法,只应用少量传感器即可完成对全部位置的温度感知,其实质是压缩感知的问题。

[0042] 压缩感知的理论分为三个部分:构建稀疏矩阵、设计观测矩阵和重构原始信号,重构原始信号是压缩感知的核心,解决压缩感知信号重构问题的传统方法主要有贪婪追踪算法、凸松弛算法和组合算法三类。

[0043] 其中,贪婪追踪算法是通过贪婪迭代的方法来更新支撑集,逐步逼近原始解;凸松弛算法是通过在一定条件下将非凸的 $l_0$ 范数优化问题转化为凸的 $l_1$ 范数优化问题求解;组合算法是通过分组测试来快速重建原始信号。凸松弛算法虽然所需的观测数目少,但计算复杂度很高,导致算法的收敛速度非常慢;组合算法虽然计算复杂度相对较小,但重构精度远不如凸松弛算法;贪婪追踪算法在运行时间及采样效率方面都位于凸松弛法和组合算法之间,且因其算法结构简单、计算量小的特点备受关注。

[0044] 以贪婪追踪算法下的正交匹配追踪(OMP)算法为例:

[0045] OMP类算法是通过贪婪思想每次迭代选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号。该类算法均用MP算法中的原子选择原则来选择原子更新支撑集,并通过最小二乘法来获得最优解,各种算法的不同之处在于原子的选择方式不同。

[0046] OMP类算法通过余量 $r$ 和观测矩阵 $A$ 的每一列的内积计算: $g_n = A^T r_{n-1}$

[0047] 初始余量 $r_0 = y$ 。进而计算相关系数:

[0048]  $u = \{u_j | u_j = |g_n(j)|, j = 1, 2, 3, \dots, N\}$

[0049] 选择原子指标集 $J$ ,更新支撑集 $S_n = S_{n-1} \cup J$ ,及原子 $A_{S_n}$ ,并用最小二乘法求得近似解:

[0050]  $\theta_n = A_{S_n}^+ y$

[0051] 其中, $A_{S_n}^+ = (A_{S_n}^T A_{S_n})^{-1} A_{S_n}^T$ ,以及更新余量 $r_n = y - A_{S_n} \theta_n$ 。

[0052] OMP算法由于进行了Gram-Schmidt正交化处理,保证了每次迭代的最优性,不会重复选择原子,减少了迭代的次数。但是也存在两个问题:(1)每次用最小二乘法迭代,无论是计算量还是存储量复杂度都很高;(2)在每次迭代中仅选取一个原子来更新支撑集,这样会付出巨大的重构时间代价。随着迭代次数的增加,运行时间也会增加,对于一些数据量很大的信号,OMP算法甚至无法应用。

[0053] 图1,本发明的方法应用深度学习中的神经网络算法解决压缩感知信号重构问题,包括:

[0054] 1) 针对指定型号的动力电池包设计完备的传感网络,即选择电池包内需要进行实测的温度位置,并在这些位置安放热电偶传感,完成热电偶传感器、测温仪、负载或充电设备与PC机四者间的硬件连接与软件通讯。

[0055] 2) 在充放电条件下采集动力电池包工作过程中完备的温度数据,采集流程参照图4。

[0056] 3) 选择电池包内部分测温节点作为实际应用中的实测点。应用深度学习中“LSTM”

神经网络算法,训练出适用于该电池包的模拟温度场模型,建立实测点到所有温度节点映射的关系,参见图6。

[0057] LSTM前向传播部分:

[0058] 更新遗忘门输出

[0059] 图中输入的有上一序列的隐藏状态 $h^{(t-1)}$ 和本序列数据 $x^{(t)}$ ,通过激活函数,得到遗忘门的输出 $f^{(t)}$ 。其中, $W_f$ 、 $U_f$ 、 $b_f$ 为线性关系的系数和偏倚, $\sigma$ 为sigmoid激活函数。

$$[0060] \quad f^{(t)} = \sigma(W_f h^{(t-1)} + U_f x^{(t)} + b_f)$$

[0061] 更新输入门两部分输出:

[0062] 输入门由两部分组成,第一部分使用了sigmoid激活函数,输出为 $i^{(t)}$ ,第二部分使用了tanh激活函数,输出为 $a^{(t)}$ 。其中, $W_i$ 、 $U_i$ 、 $b_i$ 、 $W_a$ 、 $U_a$ 、 $b_a$ ,为线性关系的系数和偏倚, $\sigma$ 为sigmoid激活函数。

$$[0063] \quad i^{(t)} = \sigma(W_i h^{(t-1)} + U_i x^{(t)} + b_i)$$

$$[0064] \quad a^{(t)} = \tanh(W_a h^{(t-1)} + U_a x^{(t)} + b_a)$$

[0065] 更新细胞状态:

[0066] 细胞状态 $C^{(t)}$ 由两部分组成,第一部分是 $C^{(t-1)}$ 和遗忘门输出 $f^{(t)}$ 的乘积,第二部分是输入门的 $i^{(t)}$ 和 $a^{(t)}$ 的乘积,其中, $\odot$ 为Hadamard积。

$$[0067] \quad C^{(t)} = C^{(t-1)} \odot f^{(t)} + i^{(t)} \odot a^{(t)}$$

[0068] 更新输出门输出:

[0069] 隐藏状态 $h^{(t)}$ 的更新由两部分组成,第一部分是 $o^{(t)}$ ,它由上一序列的隐藏状态 $h^{(t-1)}$ 和本序列数据 $x^{(t)}$ ,以及激活函数sigmoid得到,第二部分由隐藏状态 $C^{(t)}$ 和tanh激活函数组成,即:

$$[0070] \quad o^{(t)} = \sigma(W_o h^{(t-1)} + U_o x^{(t)} + b_o)$$

$$[0071] \quad h^{(t)} = o^{(t)} \odot \tanh(C^{(t)})$$

[0072] 4) 通过采集的数据训练得到深度神经网络模型的合适权值参数。我们在用keras搭建深度学习模型中,使用Adam优化均方误差损失,以及调用EarlyStopping策略,打乱数据并选取合适比例的验证分割来训练模型,影响模型优劣的超参数主要有损失函数,激活函数,批次大小,正则化比例,时间步,网络层数与隐藏单元个数等。

[0073] 5) 利用与训练数据互异的实测数据测试该数学模型的正确性。若充电、放电、负载状态波动等多种情况下,实测温度与感知预测的温度误差始终控制在 $0.6^{\circ}\text{C}$ 以内,即认为该模型满足设计要求;若误差大于 $0.6^{\circ}\text{C}$ 但小于 $5^{\circ}\text{C}$ 时,则通过调整权值参数优化模型; $0.6^{\circ}\text{C}$ 是通过人为设定的预测精度确定的,例:温度场电池单体最大温度差范围为 $30^{\circ}\text{C}$ ,要求精度达到98%,则允许最大误差为: $(1-0.98)*30=0.6^{\circ}\text{C}$ 。若多次优化后始终不能满足误差要求或温度误差大于 $5^{\circ}\text{C}$ 时,选择返回步骤三,应用新的算法如:多任务弹性网络(Multi Task Elastic Net)等训练出适用于该电池包的模拟温度场模型。

[0074] 6) 参见图5,上位机软件调用该模型,通过感知电池包内某些特定位置温度来预测其他位置的温度状态,从而完成对电池包内部温度的实时监测。其中,某些特定位置指的是第一步中设计的完备传感网络中进行温度实测的位置。

[0075] 本发明应用LSTM神经网络算法对温度场进行重建。在传统神经网络中,模型不会关注上一时刻的处理会有什么信息可以用于下一时刻,每一次都只会关注当前时刻的处

理。RNN是包含循环的网络,由于它带有一个指向自身的环,允许信息的持久化,用来表示它可以传递当前时刻处理的信息给下一时刻使用,所以可以处理前一时刻作用于当前时刻信息,虽然RNN具有一定的记忆功能,可以被用来解决很多问题,但是它并不能很好地处理长时依赖问题。而LSTM(Long Short-Term Memory)是长短期记忆网络,是一种时间递归神经网络,适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件。

[0076] 已经证明,LSTM是解决长序依赖问题的有效技术,并且这种技术的普适性非常高,导致带来的可能性变化非常多。LSTM与RNN区别主要是包含了三个门(forget gate、input gate、output gate)与一个记忆单元(cell)。“门”的结构来去除或者增加信息到细胞状态的能力。门是一种让信息选择式通过的方法。cell state(单元状态),它就像一个传送带,直接在整个链上运行,只有一些少量的线性交互,信息在上面流传保持不变会很容易,可以控制信息传递给下一时刻。

[0077] 本发明中主要技术验证指标如下:

[0078] 1.可释方差得分(explained\_variance\_score)

[0079] 可释方差得分等于1减去预测值与真实值之间的方差与真实值的方差比。范围在(0,1],越小就代表预测结果越差,1代表预测值和真实值重合。越接近于1说明自变量越能解释因变量的方差变化。

[0080] 2.平均绝对值误差(mean\_absolute\_error)

[0081] 平均绝对值误差定义为预测值和真实值之间的绝对值平均和,用于评估预测结果和真实数据集的接近程度的程度,其值越小说明拟合效果越好。

[0082] 3.均方差(mean\_squared\_error)

[0083] 均方差定义为预测值和真实值之间的平均平方和。

[0084] 4.r<sup>2</sup>\_score判定系数

[0085] 解释回归模型的方差得分,越接近于1说明自变量越能解释因变量的方差变化,值越小则说明效果越差。

[0086] 下面以由两个内阻不同的7×7电池包串联而成的电池组为例,介绍实时检测电池包内温度方法的实施过程。图2为进行试验的电池组,图3为电池组中电池模块、电池单体及感温位置示意图,图中红色数字代表传感器位置编号,蓝色数字代表电池编号。

[0087] 在室温25摄氏度的实验室环境下,利用电暖器作为负载,在实验中通过不断改变电暖器的功率模拟动力电池在实际的工作状况。两者通过逆变器连接成完整回路。然后利用多路测温仪的128路热电偶传感器探头,实时监测电池包内128个测量点的温度。再利用检测到的数据完成算法设计和程序编写,并在上位机程序“电池包温度场预测GUI”中分别建立电池包模拟温度场模型和电池包真实温度场模型。

[0088] 参见图7,最后多次试验,利用几个特殊位置的温度值,在上位机程序“电池包温度场预测GUI”中建立电池包模拟温度场模型,并和电池包真实温度场模型对比,分析误差,检验方案的准确性。

[0089] 上述仅为本发明的具体实施方式,但本发明的设计构思并不局限于此,凡利用此构思对本发明进行非实质性的改动,均应属于侵犯本发明保护范围的行为。

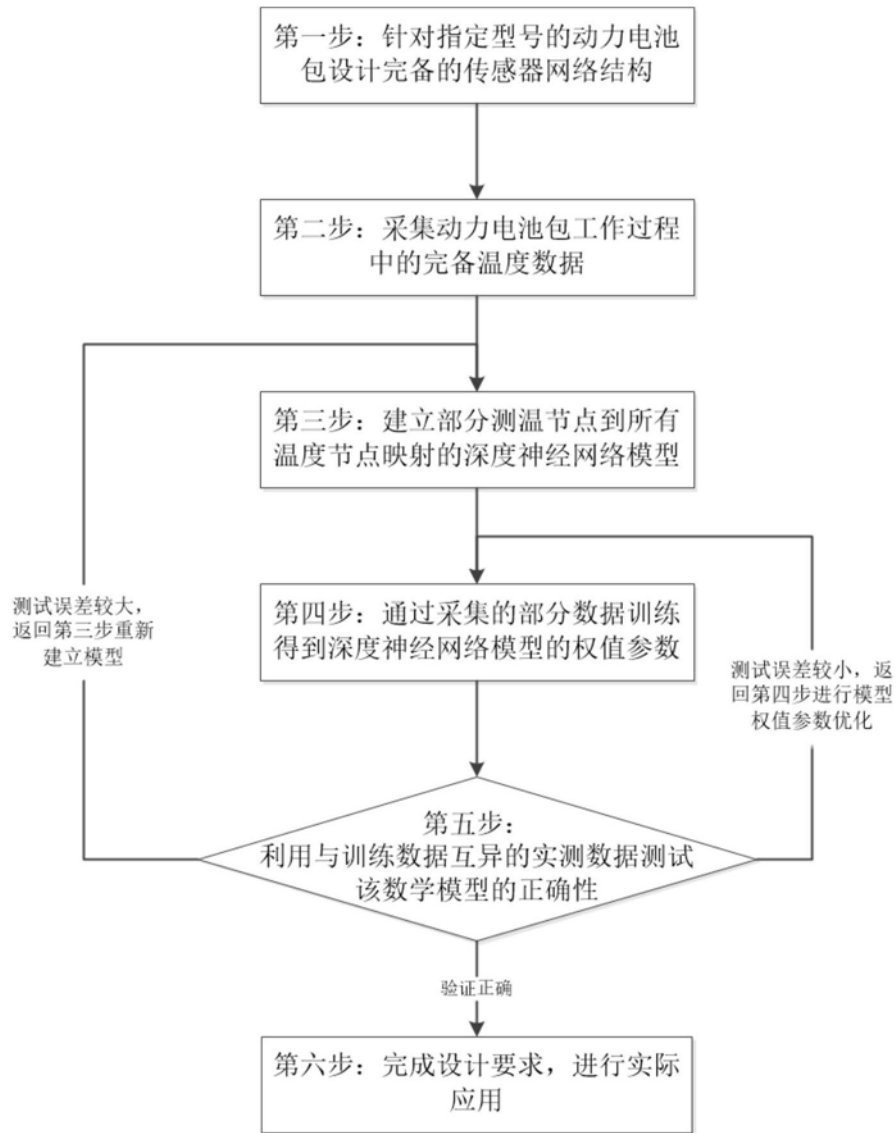


图1



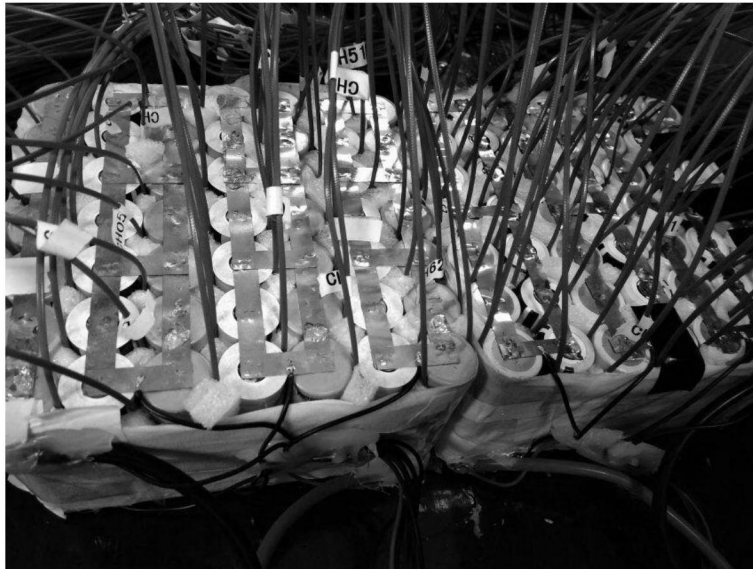


图2

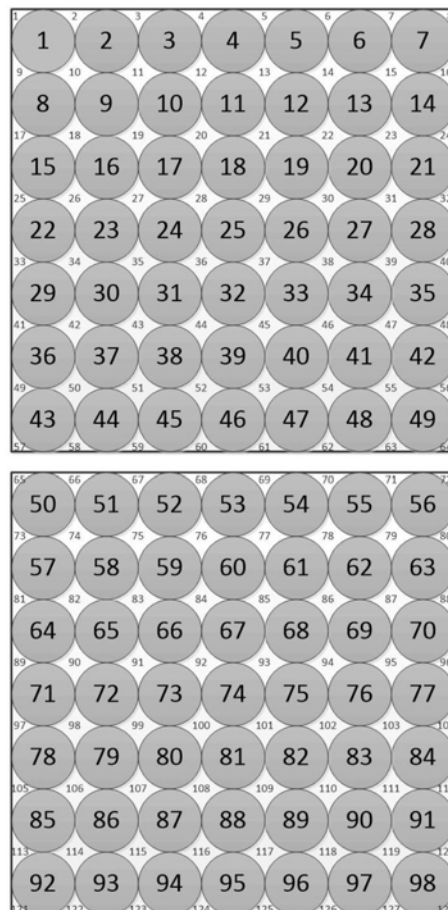


图3



图4

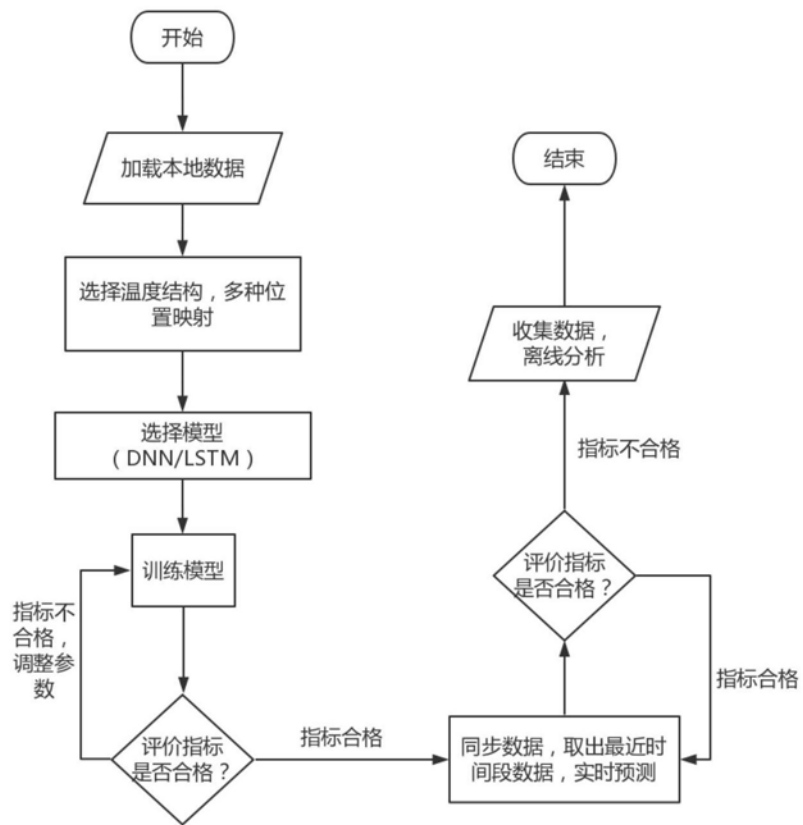


图5

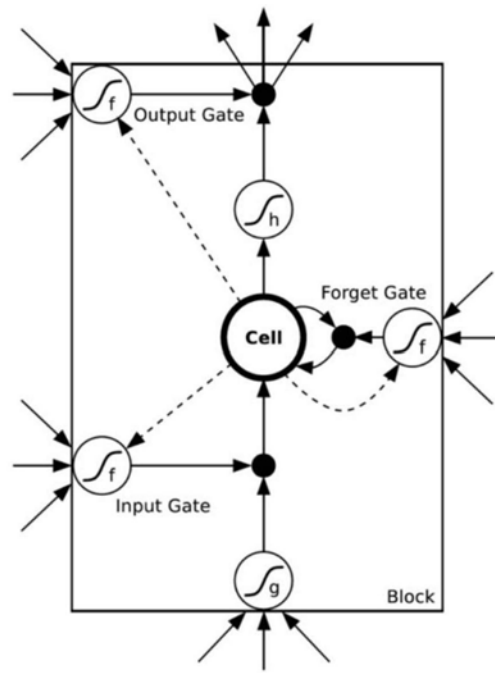


图6

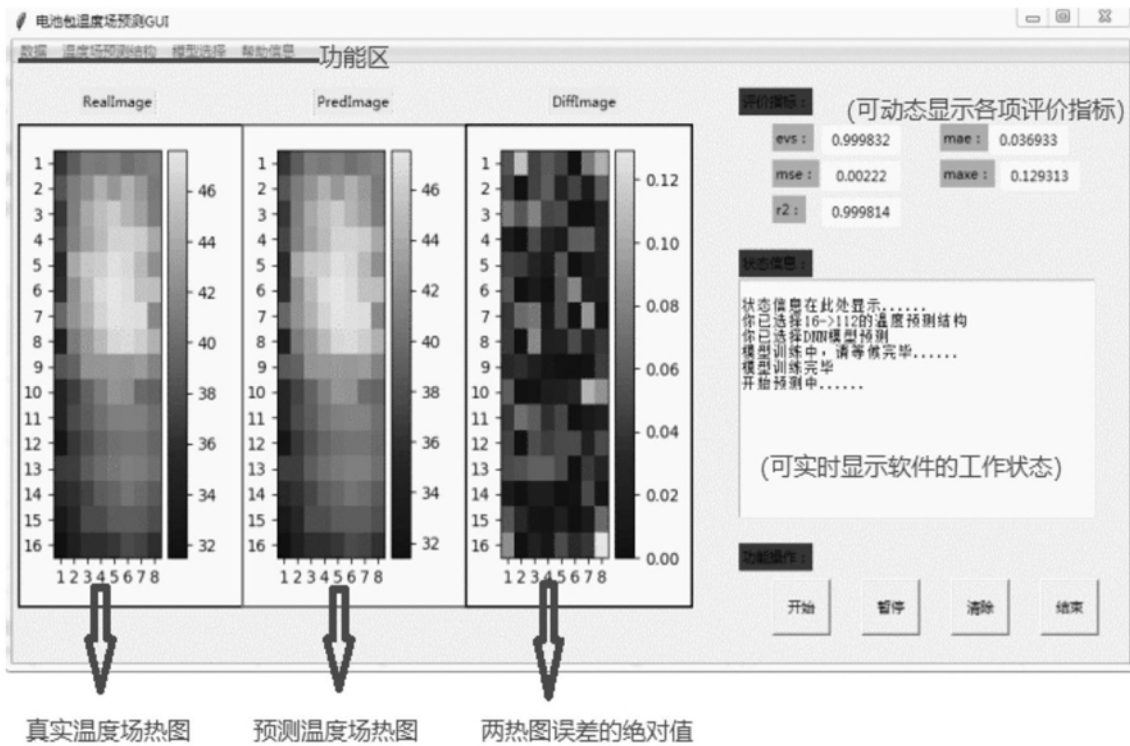


图7

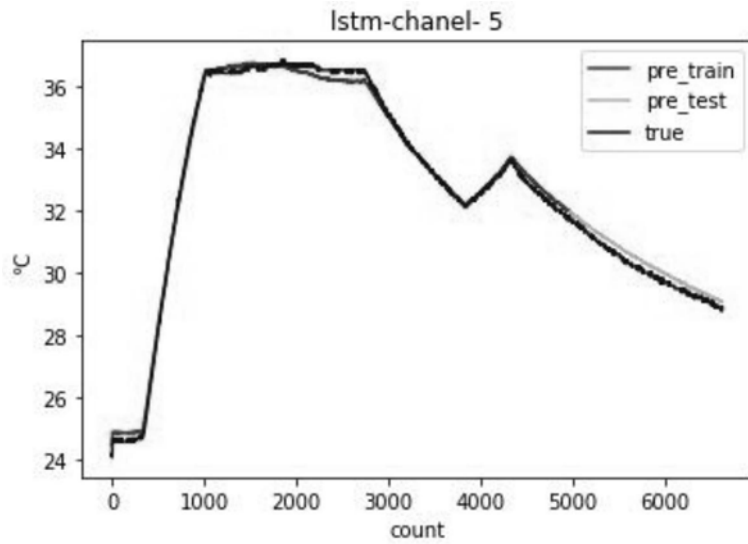


图8

	evs	mae	mse	R2	maxe
1--127	0.958851	0.796728	1.042329	-0.101566	3.048625
3--125	0.960173	0.641992	0.603193	0.328607	2.054777
5--123	0.990839	0.50093	0.402535	0.531029	2.011765
8--120	0.989817	0.511309	0.409553	0.529019	1.908677
16--112	0.991218	0.493506	0.401065	0.53107	2.023342
24--104	0.990925	0.381289	0.267448	0.669572	1.832713
32---96	0.990354	0.253707	0.097627	0.895903	0.943712
40---88	0.990799	0.221378	0.073994	0.892527	0.811288
48---80	0.991399	0.226865	0.073794	0.8958	0.753634
56---72	0.987526	0.228167	0.077908	0.87377	0.811306
64---64	0.98687	0.245815	0.099463	0.829753	0.8966913
72---56	0.993446	0.235557	0.082839	0.920161	0.818289
80---48	0.993328	0.228198	0.075034	0.927779	0.74385
88---40	0.992057	0.235727	0.082909	0.910574	0.753058
96---32	0.994266	0.215888	0.069933	0.937156	0.6418

图9

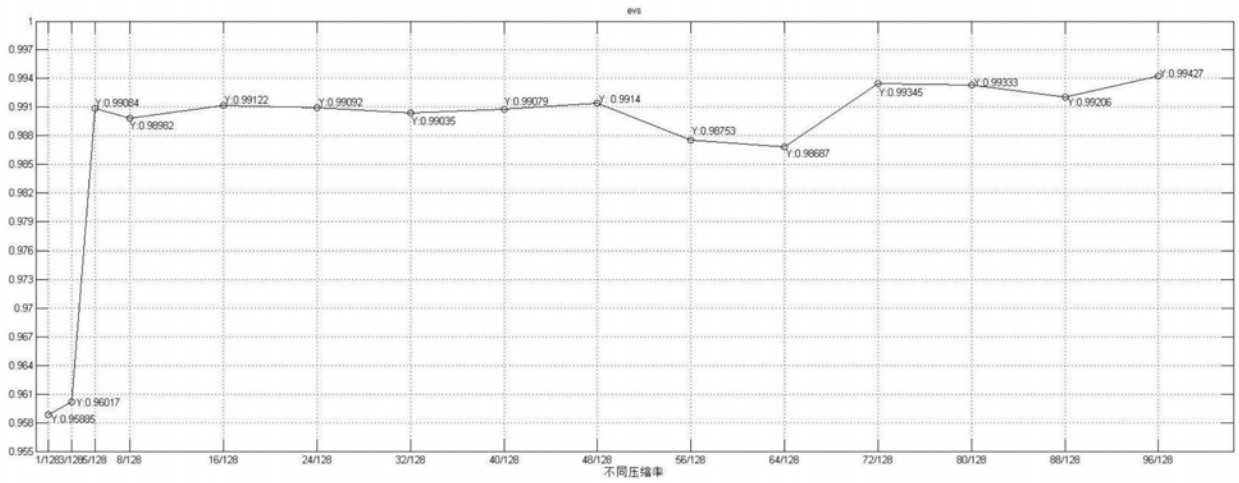


图10

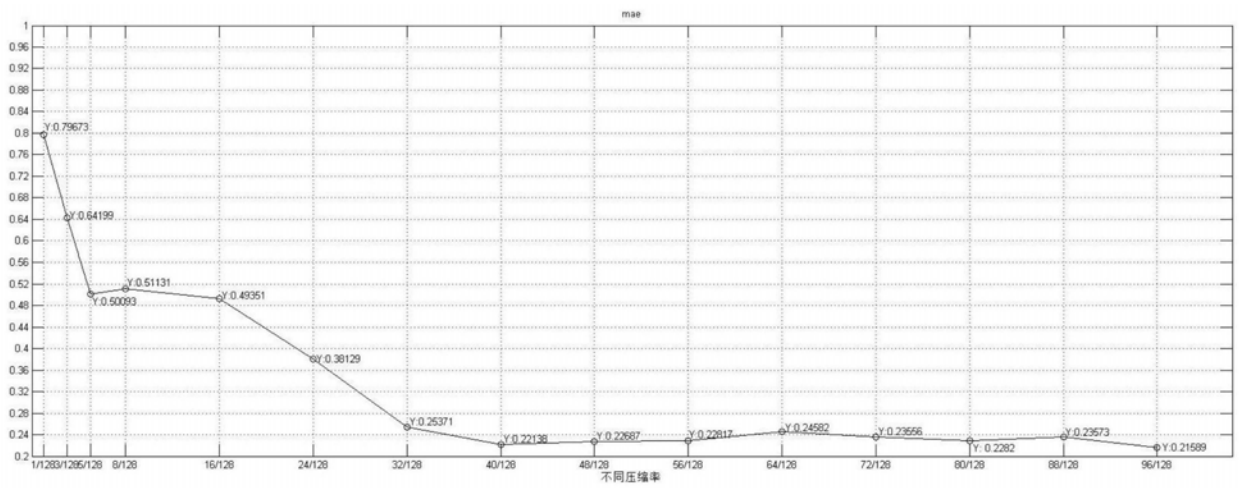


图11

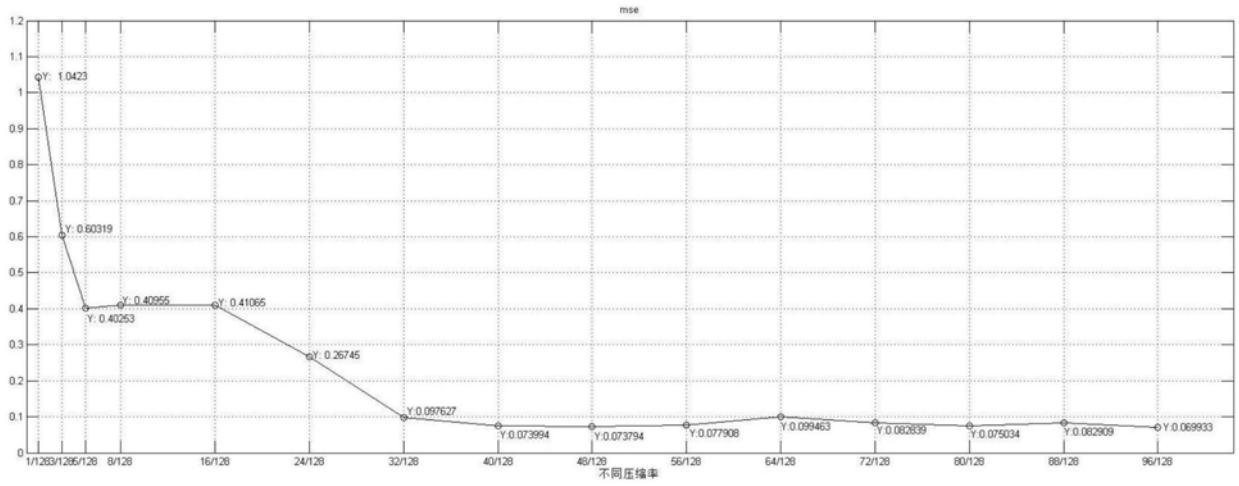


图12

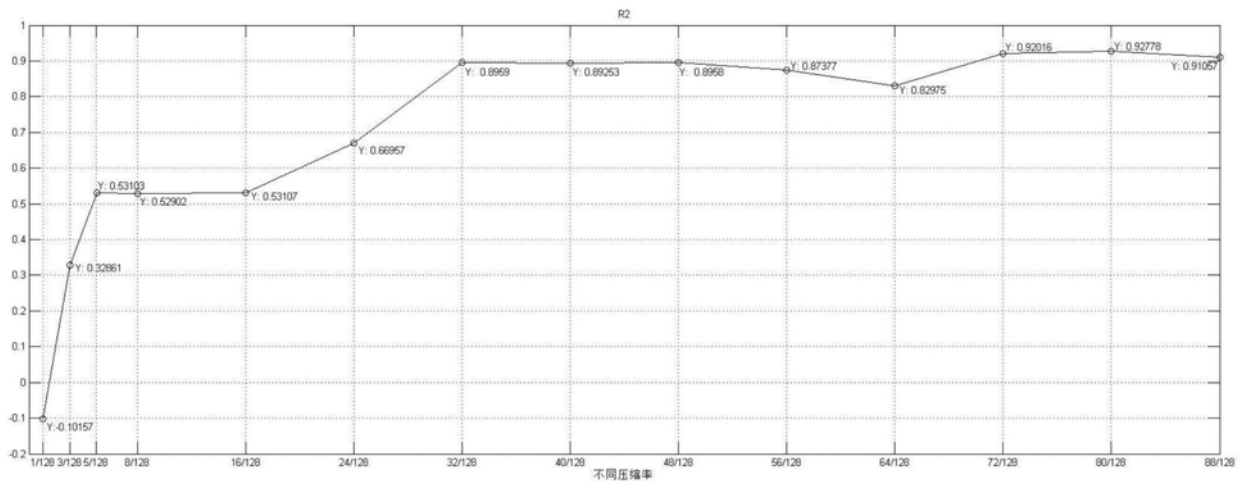


图13

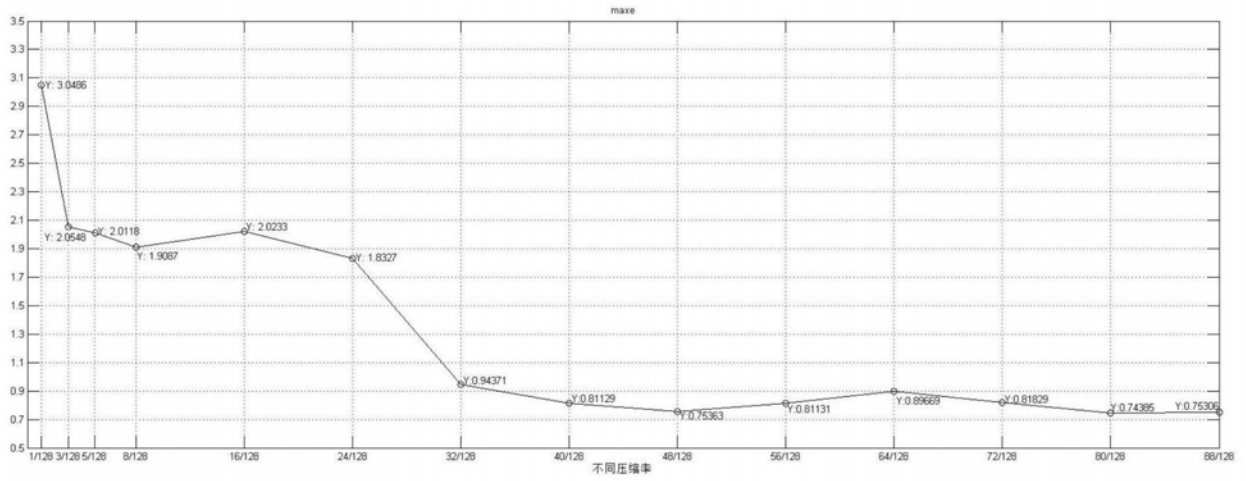


图14