

# Application of Neural Network in Reliability Prediction of Electric Vehicle Motor

Caijuan Wang

Changchun University of Technology, Changchun Jilin  
Email: 287800467@qq.com

Received: Oct. 28<sup>th</sup>, 2017; accepted: Nov. 10<sup>th</sup>, 2017; published: Nov. 16<sup>th</sup>, 2017

---

## Abstract

The service reliability of the electric vehicle motor has been a consumer's concerned topic. The service reliability of the electric vehicle motor data analysis are used the combination of ordinary least square and mathematical expectation empirical distribution function fitting method to estimate the parameters. At the same time, the neural network model and the mathematical expectation empirical distribution function are used to fit the estimation parameters, and the two methods are compared. The parameter estimation method usually used is affected by subjective factors. The benchmark of the reliability model is the empirical distribution function, and its precision affects the precision of the reliability model. In this paper, 18 electric vehicle motors with the same configuration are selected, and the failure data are collected in the same environment. The results show that the method of estimating parameters by neural network and empirical distribution function is more accurate and practical.

## Keywords

Reliability, Empirical Function, Neural Network, Ordinary Least Square

---

# 神经网络在电动汽车电机寿命预测中的应用

王彩娟

长春工业大学, 吉林 长春  
Email: 287800467@qq.com

收稿日期: 2017年10月28日; 录用日期: 2017年11月10日; 发布日期: 2017年11月16日

---

## 摘要

电动汽车电机使用寿命一直是电动汽车消费者关心的话题。本文针对电动汽车电机使用寿命数据进行分

析, 使用了联合最小二乘法和数学期望经验分布函数拟合估计参数的方法。同时也利用神经网络模型和数学期望经验分布函数拟合估计参数的方法, 并对两种方法进行比较。通常使用的参数估计方法受主观因素的影响, 确定寿命模型的基准是经验分布函数, 其精准度影响寿命模型的精度。本文分别选取同样配置的18台电动汽车电机, 在同样的环境下收集故障数据, 对其进行寿命可靠性分析。经计算结果表明, 神经网络和经验分布函数拟合估计参数的方法相对来说具有很高的准确性与实用性。

## 关键词

可靠性, 经验函数, 神经网络, 最小二乘法

Copyright © 2017 by author and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

对电动汽车电机进行寿命可靠性分析, 模型的参数精度是分析可靠性问题的关键。求解可靠性问题的数学建模大至可分为两类: 概率模型和统计模型。灰色模型在小样本数据预测中有一定的优势, 指数分布模型和 Weibull 模型是描述电动汽车电机寿命问题常用的参数估计法。电机作为电动汽车的第一道防线, 其自身的不可修复、高可靠性是电动汽车系统保护的可靠性评估主要从保护的原理失效, 评估方法采用 Markov 模型、GO 法等其他评估方法。通过阅读文献[1]和文献[2]了解到, 目前对于产品的可靠性评估主要从保护的原理失效、硬件失效、软件失效以及人为因素等角度出发对其进行分析[1][2]。文献[3]介绍了可靠性工程的基本原理, 对电动汽车电机的可靠性研究有一定的启发[3]。在可靠性研究中, 隐式极限状态方程是很常见的, 显示极限状态方程的故障概率很难计算, 因此可靠性研究人提出很多关键解决这类隐式可靠性分析的方法, 例如文献[4]和文献[5]提出神经网络方法、Kriging 方法等[4][5]。本文在以上研究的基础上, 结合最小二乘估计、数学期望经验函数对电动汽车电机使用寿命进行进一步的研究。

## 2. 研究方法

### 2.1. 最小二乘法

最小二乘法(OLS)是一种数学优化技术, 通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配。通过利用最小二乘法可以简便地求解未知的数据, 并使得预测的数据与实际观测数据之间误差的平方和为最小。最小二乘法也可以应用到曲线拟合和其他一些优化问题, 通过最小化能量或最大化熵用最小二乘法来表达。

在对可靠性数据处理与分析时, 需要根据一组给定的实验数据, 如总体中获取了  $n$  组观察值  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ , 求出解释变量  $x$  与被解释变量  $y$  的函数关系, 但是却很难找到它们之间的精确表达式  $y = f(x)$ , 这时就要根据观察点的数值, 利用最小二乘曲线拟合去构造一个近似解析式。对于平面中的这  $n$  个点, 这时可以用无数条曲线来拟合, 要求样本回归函数尽可能好地拟合总体回归线。最常见的是普通最小二乘法: 所选择的回归模型应该使所有观察值的残差平方和达到最小。

残差总和:

$$Q = \sum e_i^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_i)^2 \quad (1)$$

求得  $\hat{\beta}_1$  和  $\hat{\beta}_2$  使得  $Q$  达到最小, 对  $Q$  求偏导数,

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial \hat{\beta}_1} = -2 \sum (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_i) = 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial \hat{\beta}_2} = -2 \sum X_i (Y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 X_i) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

对方程组进行求解:

$$\begin{cases} \hat{\beta}_2 = \frac{n \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \\ \hat{\beta}_1 = \bar{Y} - \hat{\beta}_2 \bar{X} \end{cases} \quad (3)$$

一元线性回归拟合方程为:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_i \quad (4)$$

综上所述,拟合直线应处于样本数据的中心位置最合理。最小二乘法的原则是以“残差平方和最小”确定直线位置。用最小二乘法除了计算比较方便外,得到的估计量还具有优良特性。利用使得残差平方和达到最小“拟合”出的函数曲线,虽然不能保证通过每一个样本点,受随机因素的影响,但是尽可能地“逼近”了总体回归线,这种方法容易受极端值影响,充分反映了解释变量与被解释变量间内在的数量关系。

## 2.2. 神经网络算法

人工神经网络,也称为连接模型,它是一种和人类和动物大脑神经突触联接的结构相似地进行分布式并行信息处理的数学模型。在学术界常常直接简称为神经网络或类神经网络。这种网络依靠系统的相当复杂,通过调整内部大量节点之间相互连接的关系,从而达到处理信息的目的,如图1所示。

神经网络十分擅长函数拟合,根据以往经验,表明一个相当简单的神经网络都能够拟合任何函数,本文通过MATLAB神经网络工具箱来解决函数拟合问题。

## 3. 数据来源

本文数据来源于电动汽车的电机故障时间,共选取18个电动汽车电机,分别进行测试,如表1所示。根据电动汽车电机故障时间数据作出它的直方图和核密度函数图,故障数据的分布较为集中,如图2所示。

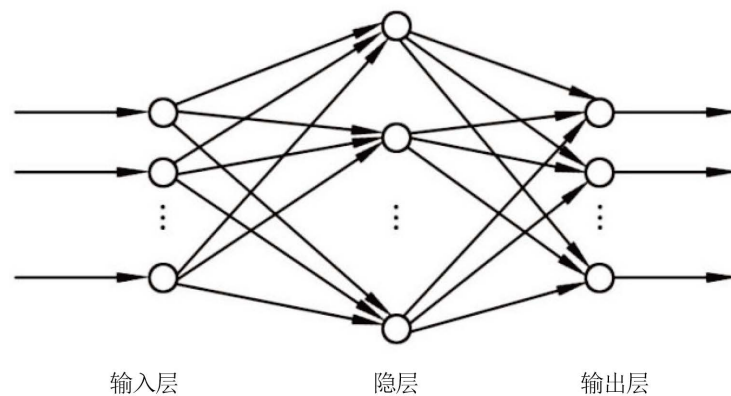
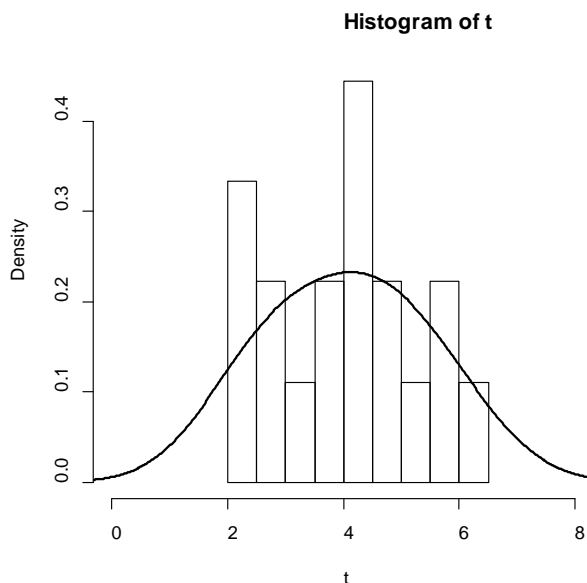


Figure 1. The schematic diagram of neural network  
图1. 神经网络原理图

**Table 1.** The motor failure time data of electric vehicles

**表 1.** 电动汽车电机故障时间数据

电动汽车电机故障时间数据									
序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
数据	2.249	2.268	2.426	2.762	2.923	3.091	3.549	4.195	4.439
序号	10	11	12	13	14	15	16	17	18
数据	3.8	4.2	4.5	4.75	4.85	5.28	5.7	5.75	6.23



**Figure 2.** Histogram and kernel density function diagram of motor vehicle fault data

**图 2.** 电动汽车电机故障数据的直方图与核密度函数图

## 4. 实证分析

假设电动汽车电机故障时间服从参数为  $\lambda$  的指数分布。假设  $\lambda$  的先验分布为共轭先验分布，即  $\lambda \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta)$ 。根据数学期望公式：

$$R(t_i) = 1 - \frac{i}{N+1} \tag{5}$$

在(0,1)区间内取 18 个经验可靠度，计算结果如表 2 所示。

### 4.1. 最小二乘法在电动汽车电机可靠性的预测中的应用

MATLAB 是一个高级的处理、分析数值的软件，本文中利用 MATLAB 软件来实现曲线拟合问题的求解。采用 MATLAB 中提供的 polyfit 函数实现最小二乘拟合。其调用格式为：

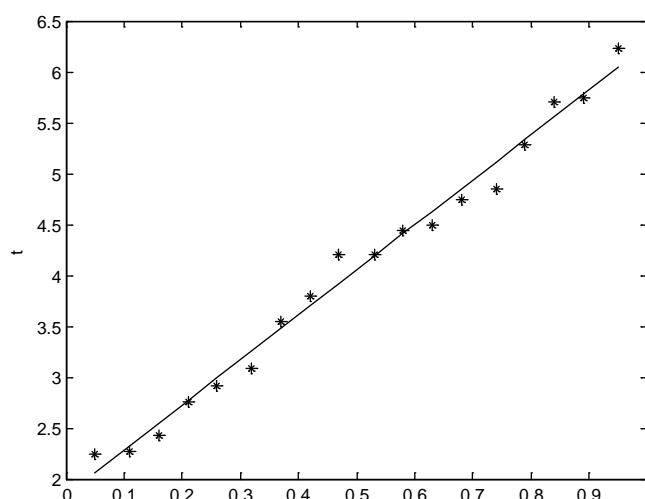
[m q mu]=polyfit(x,y,n)

polyval(m,x)

返回 n 次多项式在 t 处的值，本文 n 的取值为 1，(x,y)为一组观测数据。x 和 y 是已知数据点向量分别表示横纵坐标，n 为拟合多项式的次数。对于以往常用的方法，直接采用数学期望公式计算经验分布函数值，计算结果如表 2 所示，再将最小二乘原理拟合，数学期望经验公式和故障时间的最小二乘回归直线，如图 3 所示。横轴表示电动汽车电机的故障时间，纵轴为由数学期望公式计算了经验分布函数值。

**Table 2.** Experience reliability function of electric vehicle motor  
**表 2.** 电动汽车电机经验可靠度函数

故障时间/h	经验可靠度	故障时间/h	经验可靠度
6.23	0.95	4.20	0.47
5.75	0.89	3.80	0.42
5.70	0.84	3.55	0.37
5.28	0.79	3.09	0.32
4.85	0.74	2.92	0.26
4.75	0.68	2.76	0.21
4.50	0.63	2.43	0.16
4.44	0.58	2.27	0.11
4.20	0.53	2.25	0.05



**Figure 3.** Least square fitting graph

**图 3.** 最小二乘法拟合图

从拟合的回归直线可以得出，得到精确的参数估计值，具有更高的精度，估计效果非常好。斜率系数为 4.43，截距为 1.84，即  $y_i = 4.43t + 1.84$ 。

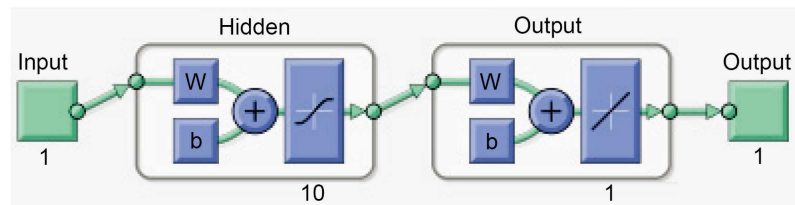
#### 4.2. 神经网络在电动汽车电机可靠性的预测中的应用

将数学期望的经验函数取值作为输入，每个电动汽车电机的使用寿命作为输出，使用神经网络模型进行训练。本文使用 MATLAB(2013)进行神经网络训练，图 4 为神经网络的框架图。此次预测选用 MATLAB 中的神经网络工具箱进行网络的训练，预测模型的具体实现步骤如下：

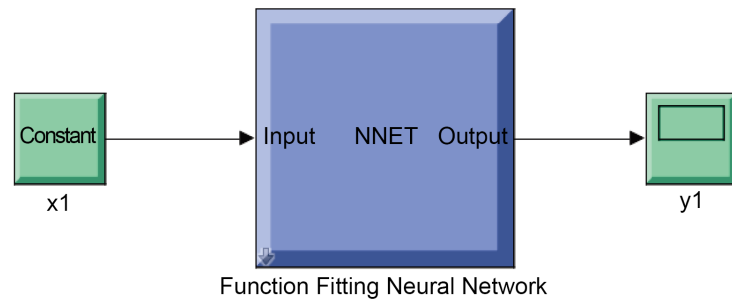
图 4~6 中的 Process Input1 模块、Layer1 模块、Layer2 模块、Process Output1 模块均有复杂的内部结构。点击 performance, training state, 以及 regression 分别出现下面的界面。

图 7 为训练数据的梯度和均方差之间的关系图，该网络通过 13 次重复学习达到期望误差后则完成学习。网络训练完成后，只需要将故障时间指标输入网络即可得到预测失效率。通过验证数据的梯度与学习的次数，迭代 19 次时已经达到平稳。

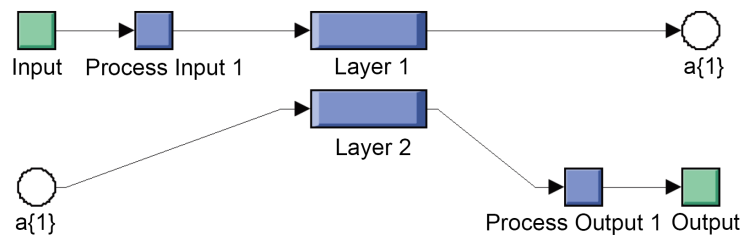
对于一个好的拟合，其数据应该沿 45° 对角线，表示输出等于期望。如果数据样的 R 值高于 0.93，拟合在理论上是较好的。如图 8 所示，最小的 R 值为 0.9999，拟合的效果非常好。



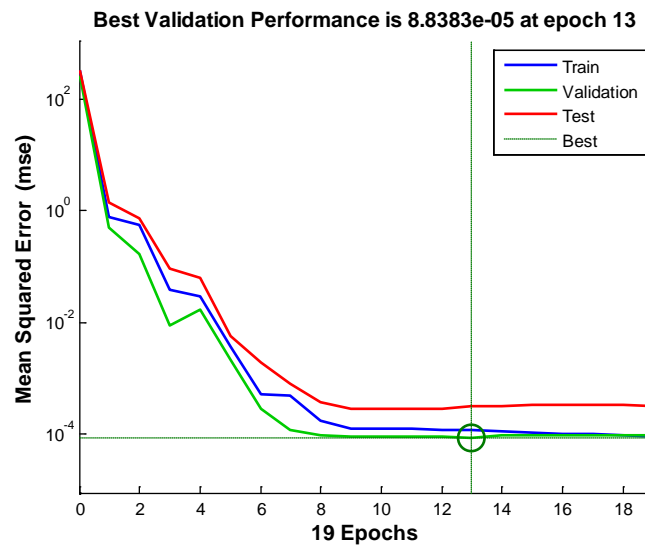
**Figure 4.** Neural network input and output diagram of electric vehicle  
**图 4.** 电动汽车电机的神经网络输入与输出图



**Figure 5.** Automatic generation of network Simulink model  
**图 5.** 自动生成网络的 Simulink 模型



**Figure 6.** Internal structure of neural network module by function fitting  
**图 6.** 函数拟合神经网络模块的内部结构



**Figure 7.** The relation between the gradient and the mean variance of the training data  
**图 7.** 训练数据的梯度和均方差之间的关系图

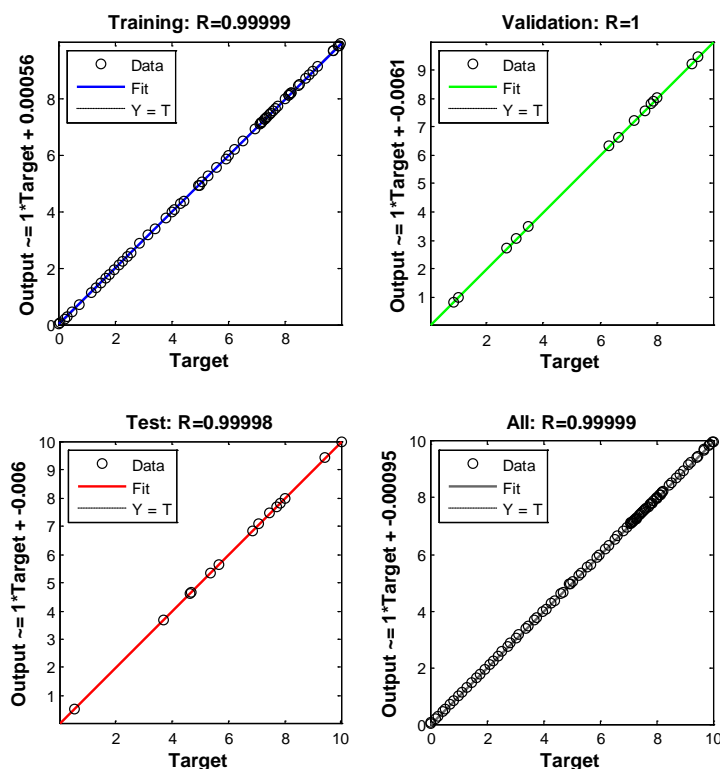


Figure 8. Regression diagram  
图 8. 回归图

### 4.3. 两种拟合方法的比较

当对已测量的数据不太明确满足什么关系时，需要假设为多种曲线拟合然后比较各自的均方误差越小者为优，多项式拟合不是拟合次数越高越好，而是残差越小越好。最小二乘法的均方根误差为  $RMS_e = 0.136$ ，神经网络模型均方差为  $RMS_e = 1.3525 \times 10^{-4}$ ，相对而言神经网络模型拟合的更好一些。

## 5. 结论与建议

本文首先介绍了最小二乘法原理，应用 MATLAB 具体实现了最小二乘曲线的拟合，获得了拟合曲线，使相应的曲线拟合问题得到了解决。其次利用神经网络的非线性近似能力及结构可靠性分析的特点，建立非线性隐式极限状态方程近似网络，进行函数拟合。最后，通过比较均方差大小，神经网络模型拟合效果更好一些。在今后的研究和工作中也可以应用 MATLAB 神经网络模型来实现建立曲线函数对相应数据对象进行曲线拟合，从而找到更好的反映变量之间关系的曲线。

## 参考文献 (References)

- [1] 李峰, 谢俊, 兰金波, 等. 智能变电站继电保护配置的展望与探讨[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(2): 122-126.
- [2] 张春合, 陆征军, 李九虎, 等. 数字化变电站的保护配置方案和应用[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(6): 122-125.
- [3] 郭勇基. 可靠性工程原理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [4] Gomes, H.M. and Awruch, A.M. (2004) Comparison of Response Surface and Neural Network with Other Methods for Structural Reliability Analysis. *Structural Safety*, **26**, 49-67.
- [5] Kaymaz, I. (2005) Application of Kriging Method to Structural Reliability Problems. *Structural Safety*, **27**, 25-48. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2004.09.001>

**知网检索的两种方式：**

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择：[ISSN]，输入期刊 ISSN：2325-2251，即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入，输入文章标题，即可查询

投稿请点击：<http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱：[sa@hanspub.org](mailto:sa@hanspub.org)