

# 基于 SOM-SVM 组合分类器的 涂层防护性能研究

徐安桃<sup>a</sup>, 李锡栋<sup>b</sup>, 周慧<sup>b</sup>

(陆军军事交通学院 a.投送装备保障系; b.学员 5 大队 研究生队, 天津 300161)

**摘要:** **目的** 为避免 EIS, EN 技术可能出现的问题, 建立一个准确、高效的评价模型, 以探究现役军用有机涂层防护性能。 **方法** 利用电化学阻抗谱 (EIS)、电化学噪声 (EN) 技术分析了两种军车有机涂层在循环暴露试验中的腐蚀行为, 提取低频阻抗模值  $|Z|_{0.1\text{Hz}}$  与涂层噪声电阻  $R_n$  两种电化学评价参数作为自组织神经网络 (SOM) 的输入训练样本, 同时结合支持向量机 (SVM) 方法建立涂层防护性能组合分类器。 **结果** 将涂层失效过程自适应地分为涂层防护性能良好、防护性能下降、基本失效三个阶段。 **结论** 所建立的 SOM-SVM 组合分类器对于辅助分析涂层防护性能具有可行性。

**关键词:** 有机涂层; SOM; SVM

**DOI:** 10.7643/issn.1672-9242.2018.05.013

**中图分类号:** TJ07; TG174

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1672-9242(2018)05-0062-05

## Protective Performance of Coating Based on Self-organizing Neural Network and Support Vector Machine

XU An-tao<sup>a</sup>, LI Xi-dong<sup>b</sup>, ZHOU Hui<sup>b</sup>

(a.Delivery Equipment Support Department; b.Postgraduate Training Brigade, Company Five, Army  
Military Transportation University, Tianjin 300161, China)

**ABSTRACT: Objective** To avoid possible problems of EIS and EN, and establish an accurate and efficient evaluation model to evaluate the performance of active military organic coatings. **Methods** Through the analysis on corrosion behaviors of two organic coating of military vehicle in the cyclic exposure test, the impedance in low frequency region  $|Z|_{0.1\text{Hz}}$  and the noise resistance  $R_n$ , were extracted with EIS and EN. These two electrochemical evaluation parameters were extracted as input training samples of self-organizing neural network (SOM). At the same time, combined with support vector machine (SVM) method, the coating protection performance classifier was established. **Results** The failure processes of coating were divided into three stages spontaneously: protective properties being good, being reduced and failure. **Conclusion** The SOM-SVM combined classifier is feasible for assistant analysis on protective performance of coating

**KEY WORDS:** organic coating; Self-organizing neural network; support vector machine

电化学阻抗谱 (EIS) 对涂层体系施加微小扰动, 通过解析从而可得到大量有关的信息, 该技术具有定量分析、测试时间较短等优点, 现已得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>。对于一些复杂的涂层体系, 其阻抗值很高, 失

效过程非常复杂, 等效电路通常难以选择。此外, EIS 测试获取的是涂层界面的平均信号, 导致涂层的失效过程与响应信息无法一一对应, 涂层性能各变化阶段间的界限重叠、不清晰, 同时在低频区还存在着信号

收稿日期: 2018-02-01; 修订日期: 2018-03-05

作者简介: 徐安桃 (1964—), 男, 湖北武汉人, 博士, 教授, 主要研究方向为车辆装备腐蚀与防护。

漂移和数据弥散的问题。

电化学噪声 (EN) 技术则是通过研究电极体系本身产生的电化学噪声信号, 从中得出电极反应的有关信息<sup>[2]</sup>。电化学噪声法应用也存在一些问题, 如电化学噪声产生原因尚不完全清楚, 一般认为金属体系电化学噪声的产生与点蚀形核、亚稳态点蚀、稳态点蚀、腐蚀产物脱落以及扩散过程等有关。对于防护性能较好的涂层体系, 以上过程不容易发生。此外, 电化学噪声数据处理与分析方法还有欠缺, 不同的数据分析方法可能得出不同甚至相反的结论。

为解决 EIS, EN 可能出现的问题, 提出基于 SOM-SVM 的组合分类器模型。该模型是利用 SOM 的聚类特点, 将具有相同特征的输入样本聚集在一块, 后选取离聚类中心近的、具有代表性的小样本输入 SVM 训练。SOM-SVM 模型具有强大的自适应性和学习能力, 可解决各类别特征不明显、特征参数相互交错混杂、非线性分布的类型识别问题。因此文中以 EIS 技术与 EN 技术相结合, 提取出特征参数——低频阻抗模值  $|Z|_{0.1 \text{ Hz}}$  与涂层噪声电阻  $R_n$ , 以此建立 SOM-SVM 组合分类器对电化学特征参数进行辅助分析, 期望能够对涂层的防护性能进行较为准确的评价。

## 1 实验方法

### 1.1 涂层试样与腐蚀试验

所用试样为两种现役军车有机涂层, 其中军绿有机涂层试样基板为 Q/BQB403/ST14 冷轧低碳钢板, 基板厚 1 mm, 尺寸为 60 mm×60 mm, 基板经磷酸锌磷化处理, 电泳环氧树脂底漆, 中涂聚氨酯类树脂, 面漆为含颜料的丙烯酸树脂, 总厚度约为 34.48  $\mu\text{m}$ 。灰色有机涂层采用的基板为国产汽车热轧钢板 T610L, 基板厚 10 mm, 尺寸为 60 mm×60 mm, 基板经锌系磷化处理涂装灰色丙烯酸、聚氨酯底盘专用漆 (含水性面漆), 总厚度约为 40.23  $\mu\text{m}$ 。

参考 ASTM D5984 及 ISO 11997 等相关标准<sup>[3]</sup>, 设计了紫外试验以及盐雾/紫外循环暴露试验, 其流程如图 1 所示。紫外试验从紫外辐照循环开始, 设置辐照水平为  $(60\pm 10) \text{ W/m}^2$ , 交替进行  $(60\pm 3) \text{ }^\circ\text{C}$  下 4 h 紫外照射与  $(50\pm 3) \text{ }^\circ\text{C}$  下 4 h 冷凝的循环, 累计 96 h 为 1 个周期, 共进行 9 个周期。盐雾/紫外循环暴露试验从紫外试验开始, 累计进行 96 h, 而后进行

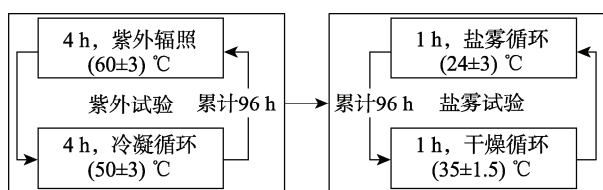


图 1 紫外试验以及盐雾/紫外循环暴露试验流程

盐雾试验, 交替进行  $(24\pm 3) \text{ }^\circ\text{C}$  下 1 h 盐雾与  $(35\pm 1.5) \text{ }^\circ\text{C}$  下 1 h 干燥的循环, 累计进行 96 h。盐雾/紫外循环暴露试验以 192 h 为 1 个周期, 共进行 9 个周期。每个周期结束后进行一次电化学阻抗谱、电化学噪声测试。

### 1.2 电化学测试

采用 Parstat 2263 型电化学工作站。电化学阻抗测试采用三电极体系, 其中工作电极为车辆有机涂层, 辅助电极为钎, 参比电极为饱和甘汞电极。测试采用的电解质为 3.5% NaCl 溶液, 电解池安装完, 待体系稳定后, 在开路电位下对体系施加幅值为 20 mV 的交流信号, 频率范围为 10 mHz~100 kHz, 测试面积为 12.566  $\text{cm}^2$ 。

电化学噪声测试的电解质溶液为 3.5% NaCl 溶液, 工作电极为两相同的带涂层试样, 其面积为 12.566  $\text{cm}^2$ , 测试采用零阻电流计 (ZRA) 模式。参比电极采用饱和甘汞电极, 采样频率 2 Hz, 采样时间 512 s。

## 2 基于 SOM 与 SVM 的涂层评价模型

### 2.1 电化学特征参数的提取

利用 EIS 以及 EN 的有关参数, 可以对两种涂层在循环暴露试验中的防护性能变化情况进行分析。EN 技术与 EIS 技术有着本质上的区别, 都可以较好地反映涂层性能变化情况。通过 EIS 测试选取了低频阻抗模值  $|Z|_{0.1 \text{ Hz}}$  作为评价参数, 通过 EN 测试选取了噪声电阻  $R_n$  作为评价参数。两种涂层在循环暴露试验中的低频阻抗模值  $|Z|_{0.1 \text{ Hz}}$ 、噪声电阻  $R_n$  变化情况如图 2 所示。前人研究已经证明了这两种参数可以很好地反应涂层防护性能变化<sup>[4-5]</sup>。由图 2 可知, 军绿涂层防护性能较好, 实验中未表现出明显的失效; 而灰色涂层初始状态下防护性能则较为一般, 且随着试验的进行涂层防护性能逐渐下降, 试验后期时已基本失效。通过分析可知, 两者的电化学表现综合在一起, 基本可以代表涂层失效的各个过程<sup>[6]</sup>。

### 2.2 失效阶段划分

自组织神经网络 (Self-organizing feature mapping, SOM) 由芬兰神经网络专家 Kohonen 于 1981 年提出, 是一种无监督学习算法。其算法思想是模仿生物神经系统自组织特征映射过程, 通过学习逐步缩小神经元之间的作用邻域, 加强中心神经的激活程度, 从而实现“近兴奋远抑制”<sup>[7]</sup>。

SOM 网络由一个输入层和自组织特征映射层 (竞争层) 组成, 可以对输入参数的特征进行聚类。在该网络中, 与获胜神经元对应的权值和阈值将得到修正, 同时其邻近范围内的其他神经元也有一定概率

进行权值和阈值调整,这种实时动态的调整有效提高了网络的学习能力和泛化能力<sup>[8]</sup>。

在特征参数选取方面,期望联合运用两种电化学测试技术的评价参数,以得到涂层防护性能更准确的评价,因此选取了循环暴露试验中两种涂层的 $|Z|_{0.1\text{ Hz}}$

与 $R_n$ 作为评价指标,组成了20个样本输入神经网络进行分析。其中样本1—10、样本11—20分别对应军绿与灰色涂层从初始至试验结束各周期的涂层状态。在样本输入之前,首先对其进行了归一化处理(见表1),以提高训练的速度与准确性。

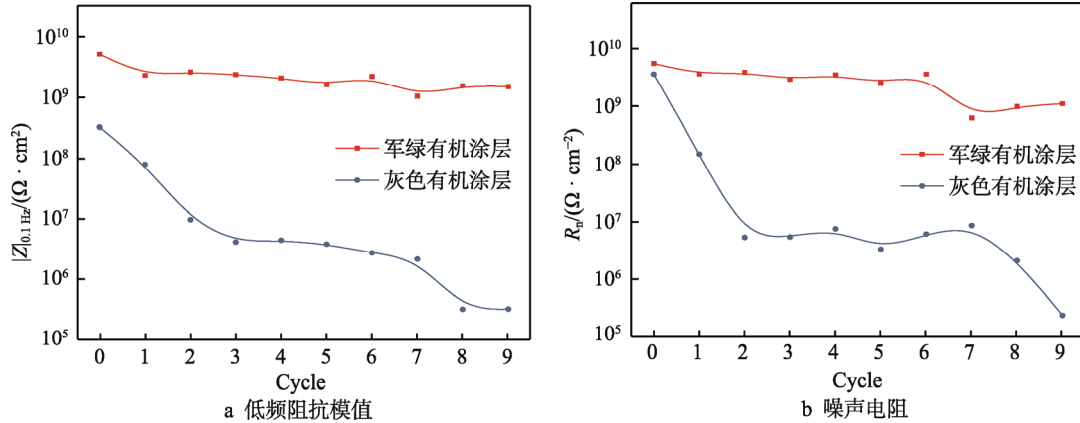


图2 军绿涂层在循环暴露试验环境下防护性能变化趋势

表1 样本参数归一化数值

样本号	$ Z _{0.1\text{ Hz}}$	$R_n$	样本号	$ Z _{0.1\text{ Hz}}$	$R_n$
1	1	1	11	0.262 182 261	0.169 999 326
2	0.448 104 991 832 807	0.659 758 861 621 188	12	0.217 169 508	0.120 263 461
3	0.506 817 226 744 211	0.702993923404131	13	0.075 085 774	0.927 802 776
4	0.457 890 364 318 041	0.531 933 461 567 269	14	0.001 883 294	0.003 517 877
5	0.403 092 278 400 731	0.640 961 008 672 082	15	0.000 769 718	0.002 365 395
6	0.311 109 777 039 532	0.452 982 479 181 026	16	0.000 828 43	0.004 427 027
7	0.428 534 246 862 339	0.657 879 076 326 277	17	0.000 705 135	0.002 849 384
8	0.203 470 679 701 959	0.114 621 126 097 124	18	0.000 485 942	0.000 771 708
9	0.301 324 404 554 298	0.181 541 482 595 940	19	0.000 368 517	0.000 793 1
10	0.289 581 957 572 018	0.202 971 034 957 921	20	0.017 802 153	0.143 794 408

利用 Matlab2015b 及神经网络工具箱进行神经网络的建立与数据分析。其基本步骤如下:

- 1) 调用  $\text{net}=\text{selforgmap}([n\ 1])$  创建一个自组织映射网络,  $[n\ 1]$  这个网络的竞争层为  $n \times 1$  结构。
- 2) 将 20 组样本输入矩阵  $P$ 。
- 3) 调用  $\text{net} = \text{train}(\text{net}, P)$  对网络进行训练。
- 4) 调用  $\text{yc\_train}=\text{vec2ind}(\text{sim}(\text{net}, P))$  对训练集进行仿真, 得到不同样本对应的激活程度。

当自组织特征映射层的维数为 1 时, 输出神经元的相应位置反应了涂层的状态信息<sup>[9]</sup>。经过 200 次训练, 得到不同  $n$  值下 20 个样本对应的神经元激发水平变化规律, 如图 3 所示。 $n$  值与分类状态有关,  $n$  越大表示影响神经元分类的位置越多。可以看出  $n=4$  时, 已经可以反应涂层状态的聚类信息, 随着  $n$  值升高, 涂层所处状态类别也越加清晰。当  $n=20$  时已足以判断涂层失效状态的聚类信息。通过观察可以发现, 样本 1—7 代表涂层良好的状态, 样本 8—11 代

表涂层防护性能下降阶段, 样本 12—20 代表涂层基本失效阶段。

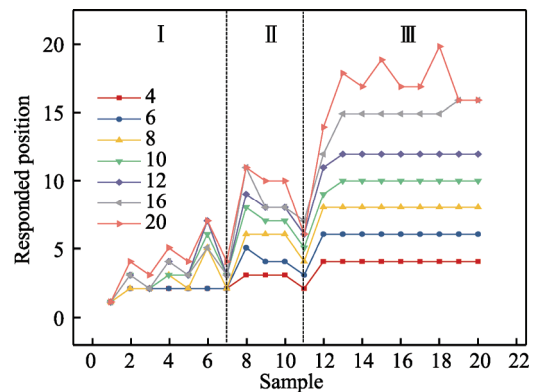


图3 神经元激发水平变化情况

### 2.3 涂层评价模型

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的

核心内容是在 1992—1995 年间，最早由 V.Vapnik 提出。其基本思想是：当数据为线性可分时，可以直接求取两类数据最大间隔的超平面；而对于非线性情况时，SVM 通过选取核函数将原数据映射到高维空间，将数据特征变成线性可分情况，从而在高维空间构建最优超平面。

SVM 算法以统计学习理论作为理论基础，寻求最小结构化风险，克服了传统方法陷入过拟合和陷入局部最小的问题，具有很强的泛化能力。即当训练样本较少时，也可以得到较好的统计规律，使得独立的测试集仍保持较小的误差。支持向量机算法求解的是二次型寻优的问题，得到的是全局最优点，可以有效避免神经网络方法中的局部极值问题<sup>[10]</sup>。此外，SVM 采用的核函数方法，可向高维空间进行映射，同时有效避免了高维空间中的复杂计算。

经过 SOM 神经网络的初步处理，为 SVM 算法训练样本类别的确定奠定了基础。根据 SOM 聚类结果，将涂层防护性能良好、防护性能下降、基本失效三个阶段分别对应于“类别 1”、“类别 2”、“类别 3”，并将其与对应的低频阻抗模值 $|Z|_{0.1\text{Hz}}$ 以及噪声电阻 $R_n$ 共同组成训练样本集。

SVM 算法最初用于处理二分类问题，因此文中采用一对多（OVR）法，将 SVM 用于解决三分类问题。其算法思路如下：对每一个类别一次用一个 SVM 分类器训练，即将第  $i$  ( $i=1,2,3$ ) 类中的训练样本作为正训练样本，而将不属于该类的作为负训练样本进行训练，得到 3 个二分类支持向量机。

利用 Matlab2015b 及 SVM 工具箱可进行样本的训练，从而建立相应的分类器，其基本步骤如下：

1) 将训练样本依次分成三类，对应不同的“train\_label”。

2) 调用[bestacc, bestc, bestg]=psoSVMcgForClass()函数，对惩罚参数  $c$  与核函数参数  $g$  进行优化；该语句利用粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO），优化了 SVM 的相关参数。

3) 调用 model=svmtrain(train\_label, train\_scale, 'options')函数进行训练（options 中选择'-s 0'设置 SVM 类型为 C-SVC，'-t 2'设置核函数类型为 RBF 函数，'-c'、'-g'分别设为其对应的优化值），得到三个分类器，分别为“model\_1”、“model\_2”、“model\_3”。

### 3 实例验证

以两种涂层在紫外试验中的数据进行验证，对其进行归一化处理后作为测试样本输入支持向量机进行测试。首先将测试样本分别输入三个分类器，调用[predict\_label, accuracy, decision]=svmpredict(test\_label, test\_scale, model)函数进行输出预测，然后将三个 predict\_label 中的标签转换成对应的类别。

测试样本集数据、来源及相应的分类编号见表 2。由表 2 可知，军绿涂层在紫外试验中，前 6 个周期内整体防护性能较好，第 7 至第 9 周期内有所下降；灰色涂层则是初始状态防护性能就比较一般，经过 2 个周期试验后，防护性能就大幅下降，涂层基本失效，与电化学分析结果基本一致。

表 2 测试结果

军绿涂层	类别	$ Z _{0.1\text{Hz}}$	$R_n$	灰色涂层	类别	$ Z _{0.1\text{Hz}}$	$R_n$
Cycle 0	1	0.817 992 07	0.614 643 98	Cycle 0	2	0.058 451 46	0.627 802 48
Cycle 1	1	0.553 787 01	0.193 572 04	Cycle 1	2	0.049 057 50	0.430 425 00
Cycle 2	1	0.534 216 27	0.156 164 31	Cycle 2	3	0.002 400 85	0.002 473 05
Cycle 3	1	0.473 546 96	0.131 539 12	Cycle 3	3	0.002 381 28	0.001 662 86
Cycle 4	1	0.479 418 18	0.139 246 24	Cycle 4	3	0.001 314 67	0.001 397 81
Cycle 5	1	0.473 546 96	0.201 091 18	Cycle 5	3	0.000 913 47	0.002 003 10
Cycle 6	1	0.414 834 73	0.231 167 75	Cycle 6	3	0.000 433 99	0.000 542 51
Cycle 7	2	0.289 581 96	0.055 595 78	Cycle 7	3	0.000 518 14	0.000 557 54
Cycle 8	2	0.287 624 88	0.071 761 94	Cycle 8	3	0.000 340 05	0.000 258 66
Cycle 9	2	0.297 410 26	0.111 989 35	Cycle 9	3	0.000 322 43	0.000 305 65

### 4 结论

1) 利用 SOM 神经网络，将军绿与灰色两种涂层在循环暴露试验中的防护性能的变化分成三个阶段，分别对应涂层防护性能良好、防护性能下降以及涂层基本失效。

2) 用 SVM 算法对 SOM 神经网络分类的样本进

行训练，建立了相应的分类器，并且通过实例验证了该方法的有效性。

#### 参考文献：

[1] 夏大海. 金属包装材料的腐蚀失效过程和腐蚀检测[D]. 天津: 天津大学, 2012.

- [2] 张鉴清. 电化学测试技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2010.
- [3] 张红雨. ASTM D 5894-05《涂漆金属盐雾/紫外线循环暴露标准规程(交替暴露于喷雾/干燥室和紫外线/冷凝室)》标准解读[J]. 环境技术, 2008, 26(4): 42-44.
- [4] POTVIN E, BROSSARD L, LAROCHELLE G. Corrosion Protective Performances of Commercial Low-VOC Epoxy/Urethane Coatings on Hot-rolled 1010 Mild Steel[J]. Progress in Organic Coatings, 1997, 31(4): 363-373.
- [5] JAMALI S S, MILLS D J. A Critical Review of Electrochemical Noise Measurement as a Tool for Evaluation of Organic Coatings[J]. Progress in Organic Coatings, 2016, 95: 26-37.
- [6] 高志明, 宋诗哲, 徐云海. 涂层失效过程电化学阻抗谱的神经网络分析[J]. 中国腐蚀与防护学报, 2005, 25(2): 106-109.
- [7] 杜栋, 庞庆华, 吴炎. 现代综合评价方法与案例精选[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- [8] 张宁致. 基于智能算法的股票市场决策模型[D]. 南京: 南京大学, 2013.
- [9] 赵霞. 有机涂层失效过程的电化学阻抗谱响应特征研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2007.
- [10] 孔伟康. 基于电化学噪声的腐蚀信号的数据处理技术的研究[D]. 天津: 天津大学, 2013.