



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102879728 B

(45) 授权公告日 2015. 08. 05

(21) 申请号 201210397871. 2

US 2011167024 A1, 2011. 07. 07,

(22) 申请日 2012. 10. 16

姜媛媛等. 基于 LS-SVM 的电力电子电路故障预测方法. 《电机与控制学报》. 2011, 第 15 卷 (第 8 期),

(73) 专利权人 南京航空航天大学

地址 210016 江苏省南京市白下区御道街 29 号

郝世强. 微电网用双向 DC/DC 变换器损耗及效率优化研究. 《中国优秀硕士学位论文全文数据库 工程特辑 II 辑》. 2012, (第 10 期),

(72) 发明人 王友仁 吴祎 姜媛媛 孙权

审查员 许艳丽

(51) Int. Cl.

G01R 31/28(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 101576443 A, 2009. 11. 11,

CN 102590726 A, 2012. 07. 18,

US 2012245791 A1, 2012. 09. 27,

EP 0910023 A2, 1999. 04. 21,

权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法

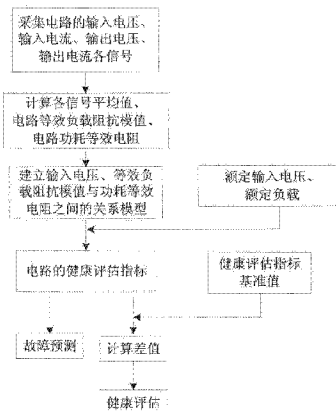
(57) 摘要

本发明公开一种 DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法:首先采集 DC-DC 电路的输入电压、输入电流、输出电压、输出电流四路状态信号,计算各信号的平均值 (U_{in} 、 I_{in} 、 U_{out} 、 I_{out})、电路的等效负载阻抗模值 $|Z|$ 和功耗等效电阻 R_{loss} ,利用分数阶神经网络建立 U_{in} 、 $|Z|$ 与 R_{loss} 之间的关系模型;然后计算健康电路在额定输入电压 \bar{U}_{in} 、额定输出功率 \bar{P}_{out} 下的等效负载阻抗模值 $|\bar{Z}|$,以

\bar{U}_{in} 、 $|\bar{Z}|$ 为模型输入,获取相应的 R_{loss} ,作为电路

的健康评估指标,计算电路的健康评估指标与基准值的差值,根据差值和设定的变化阈值评估电路的健康状态;最后,对电路的健康评估指标进行时间序列预测,获取未来时刻的健康评估指标,

预测电路的健康状况。本发明将额定输入电压和额定负载下的功耗等效电阻作为电路的健康评估指标,排除了输入电压和负载波动对功耗等效电阻的影响,从而准确实现电路的健康评估和故障预测。



1. DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法,其特征在于该方法包括如下步骤:

步骤 1、获取 DC-DC 变换器健康评估指标的基准值,具体步骤如下:

步骤 1.1、将性能指标均满足设计要求的 DC-DC 电路定义为健康电路,从 $t = 0$ 时刻开始采集健康电路的四路状态信号,分别为输入电压 u_{in} 、输入电流 i_{in} 、输出电压 u_{out} 以及输出电流 i_{out} ;

步骤 1.2、计算 u_{in} 的平均值 U_{in} 、 i_{in} 的平均值 I_{in} 、 u_{out} 的平均值 U_{out} 、 i_{out} 的平均值 I_{out} 、电路的等效负载阻抗模值 $|Z|$ 和功率损耗 P_{loss} ,并将 P_{loss} 等效为电阻消耗的功率,该电阻即为功耗等效电阻 R_{loss} ;

步骤 1.3、将输入电压 U_{in} 、等效负载阻抗模值 $|Z|$ 和对应的功耗等效电阻 R_{loss} 作为分数阶神经网络的训练样本,以 U_{in} 、 $|Z|$ 为网络输入, R_{loss} 为网络输出,建立 U_{in} 、 $|Z|$ 与 R_{loss} 之间的关系模型,具体步骤如下:

(1) 初始化分数阶神经网络:随机初始化分数阶核函数旋转角及网络连接权重,设置网络学习速度和动量因子;

(2) 对输入电压 U_{in} 、等效负载阻抗模值 $|Z|$ 以及对应的功耗等效电阻 R_{loss} 进行归一化预处理;

(3) 以归一化后的 U_{in} 、 $|Z|$ 作为网络输入,对应的 R_{loss} 作为网络输出,计算网络预测输出以及输出误差;根据输出误差修正网络权值和分数阶核函数阶次,直至满足训练结束条件;

步骤 1.4、计算健康电路在额定输入电压 \bar{U}_{in} 、额定输出功率 \bar{P}_{out} 下的等效负载阻抗模值 $|\bar{Z}|$,以 \bar{U}_{in} 、 $|\bar{Z}|$ 为模型输入,获取健康电路的功耗等效电阻 \bar{R}_{loss} ,将其作为电路健康评估指标的基准值;

步骤 2、采集 DC-DC 电路的输入电压、输入电流、输出电压、输出电流,采用步骤 1.2-步骤 1.4 的方法计算电路的健康评估指标 \tilde{R}_{loss} ;

步骤 3、设置健康评估指标的变化阈值,计算电路的健康评估指标与基准值之差,根据变化阈值和差值实现电路的健康评估;

步骤 4、每隔 h 分钟获取电路的健康评估指标,连续获取 k 个不同时刻的健康评估指标,对其进行时间序列预测,得到未来时刻的健康评估指标,预测电路的健康状况,其中, $h > 0$, $k = 1, 2, 3, \dots$ 。

2. 如权利要求 1 所述的 DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法,其特征在于,所述步骤 1.2 中,功耗等效电阻 R_{loss} 的计算公式为:

$$R_{loss} = \frac{P_{loss}}{I_{in}^2} = \frac{P_{in} - P_{out}}{I_{in}^2}$$

其中, P_{loss} 为电路的功率损耗, P_{in} 为有功输入功率, P_{out} 为有功输出功率,均可由监测信号计算得出。

3. 如权利要求 1 所述的 DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法,其特征在于:所述的步骤 4 中每隔 h 分钟获取电路的健康评估指标,经过 $h*k$ 分钟,获取连续 $k+1$ 个时刻

的健康评估指标,表示为 $\{\tilde{R}_{loss}(i), \tilde{R}_{loss}(i+1), \dots, \tilde{R}_{loss}(i+k)\}$, 利用 LS-SVM 进行 q 步预测, 得到第 $i+k+q$ 时刻电路的健康评估指标 $\tilde{R}_{loss}(i+k+q)$, $q=1,2,3,\dots$, 依据步骤 3 的方法对其进行健康评估, 实现电路未来时刻的故障预测。

DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种 DC-DC 变换器健康评估指标与故障预测方法,属于可靠性评估及故障预测领域。

背景技术

[0002] 随着电力电子技术的发展,各种电力电子电路不断涌现。DC-DC 变换器作为电力电子电路中的一类重要变换电路,在工程系统中通常是电源的核心组成部分,是设备正常工作的基础部件,一旦其发生故障,轻则使设备停机,重则造成人员伤亡。尤其在有高可靠性要求的应用领域,如航空电子系统中,其故障将会带来更加严重的损失。因此,需要对 DC-DC 变换器进行实时健康评估与故障预测,以便及时预知故障发生的时间,并采取相应维护措施,降低故障损失。

[0003] DC-DC 变换器整体性能的退化主要由关键元器件性能退化引起,现阶段,其健康评估多以电路中关键元器件为研究对象,选用的评估指标多为元器件的特征参数,如通过等效串联电阻预测电解电容的剩余寿命,通过阈值电压等实现功率 MOSFET 等开关器件的寿命评估。而在实际电路监控中,不可能对每个元器件实时监控,同时由于电路中各元器件性能退化及交互耦合作用,很难对其组成的电路或设备做准确预测,因此,需利用电路整体评估指标进行评估。目前电路级的健康评估研究很少,大多数通过监测由电容性能退化引起的电路输出参数(如纹波电压、输出电压等)实现电路健康评估。然而,电路输出参数的改变并非仅由电容性能退化引起。同时,目前的研究局限于理想工作条件下,并未考虑实际工作条件的波动对电路性能造成的影响,在一定程度上,无法实现准确的健康评估及故障预测。

发明内容

[0004] 本发明为了解决目前 DC-DC 变换器健康评估指标多为元件级,并且未考虑电路工作条件波动的问题,提出一种新的 DC-DC 变换器健康评估指标,排除电路输入电压、负载波动对健康评估指标的影响,并将该指标用于健康评估与故障预测中。

[0005] 本发明将 DC-DC 变换器的功耗等效为电阻消耗的功率,得到电路的功耗等效电阻,然后建立输入电压、等效负载阻抗模值与对应的功耗等效电阻之间的关系模型,获取电路在额定输入电压、额定等效负载阻抗模值下的功耗等效电阻,即为健康评估指标。根据电路的健康评估指标与基准值之差,评估电路当前的健康状况,并结合 LS-SVM 预测算法,进行健康评估指标的多步预测,实现电路的故障预测。

[0006] 步骤 1、将性能指标均满足设计要求的 DC-DC 电路定义为健康电路,从 $t = 0$ 时刻开始采集健康电路的四路状态信号,即输入电压、输入电流、输出电压以及输出电流,获取各信号的平均值 (U_{in} 、 I_{in} 、 U_{out} 、 I_{out}),计算等效负载阻抗模值 $|Z|$ 和功耗等效电阻 R_{loss} ,并利用分数阶神经网络建立 U_{in} 、 $|Z|$ 与对应的 R_{loss} 之间的关系模型;然后计算健康电路在额定输入电压 \bar{U}_{in} 、额定输出功率 \bar{P}_{out} 下的等效负载阻抗模值 $|\bar{Z}|$,以 \bar{U}_{in} 、 $|\bar{Z}|$ 为模型输入,获取健康

电路的功耗等效电阻 \bar{R}_{loss} ，以此作为健康评估指标的基准值；

[0007] 步骤 2、采集电路的四路状态信号，即输入电压、输入电流、输出电压以及输出电流，获取各信号的平均值 (U_{in} 、 I_{in} 、 U_{out} 、 I_{out})，计算等效负载阻抗模值 $|Z|$ 和功耗等效电阻 R_{loss} ；利用分数阶神经网络建立 U_{in} 、 $|Z|$ 与对应的 R_{loss} 之间的关系模型；然后以 \bar{U}_{in} 、 $|\bar{Z}|$ 为模型输入，获取电路的功耗等效电阻，即健康评估指标 \tilde{R}_{loss} ；

[0008] 步骤 3、设定健康评估指标的变化阈值，计算电路的健康评估指标与基准值之差，根据差值和设定的变化阈值，确定电路的健康指数，实现电路的健康评估；

[0009] 步骤 4、计算不同采样时刻的电路健康评估指标，采用 LS-SVM 算法对其进行时间序列预测，获取电路未来时刻的健康评估指标，预测电路的性能状况。

[0010] 本发明采用额定输入电压、额定负载下的功耗等效电阻作为电路健康评估指标，排除输入电压和负载的波动对电路产生的影响，通过计算差值对电路进行健康评估。同时，对健康评估指标进行时序预测，实现电路的故障预测。该方法实施简单，精度较高。

附图说明

[0011] 图 1 是 DC-DC 变换器健康评估与故障预测流程图；

[0012] 图 2 是分数阶神经网络训练算法流程图。

具体实施方式

[0013] 下面结合附图对本发明的技术方案进行详细说明：

[0014] 如图 1 所示，本发明基于健康评估指标对 DC-DC 变换器进行健康评估，并结合 LS-SVM 预测算法，实现电路的故障预测。主要包括采集电路信号、计算健康评估指标、进行健康评估及故障预测。本发明以纯电阻负载的 DC-DC 变换器为例，详细描述其实施方式：

[0015] 步骤 1、获取 DC-DC 变换器健康评估指标的基准值：

[0016] 步骤 1.1、将性能指标均满足设计要求的 DC-DC 电路定义为健康电路，从 $t = 0$ 时刻开始采集健康电路的四路状态信号，分别为输入电压 u_{in} 、输入电流 i_{in} 、输出电压 u_{out} 以及输出电流 i_{out} 。

[0017] 步骤 1.2、获取各信号的平均值 (U_{in} 、 I_{in} 、 U_{out} 、 I_{out})、电路的等效负载阻抗模值和功耗等效电阻。在纯电阻负载中，等效负载阻抗模值即为负载电阻值，因此，根据式 (1) 计算负载电阻 R ，根据式 (2) 计算功耗等效电阻 R_{loss} ：

$$[0018] \quad R = \frac{U_{out}}{I_{out}} \quad (1)$$

$$[0019] \quad R_{loss} = \frac{P_{loss}}{I_{in}^2} = \frac{I_{in}U_{in} - I_{out}U_{out}}{I_{in}^2} \quad (2)$$

[0020] 其中， P_{loss} 为电路的功率损耗，可由监测信号计算得出。

[0021] 步骤 1.3、利用分数阶神经网络建立 U_{in} 、 R 与 R_{loss} 之间的关系模型，以 U_{in} 、 R 和 R_{loss} 作为分数阶神经网络的训练样本，进行模型训练，其中网络输入为 U_{in} 和 R ，网络输出为对应的功耗等效电阻 R_{loss} ，网络训练流程如图 2 所示，具体步骤如下：

[0022] a) 对分数阶神经网络进行初始化：随机初始化分数阶核函数旋转角及网络连接

权重,设置网络学习速度和动量因子。

[0023] b) 对 U_{in} 、 R 以及对应的 R_{loss} 进行归一化预处理:首先找到待归一化向量的最大最小值,然后对向量值归一化:

$$[0024] \quad \bar{H}(n) = \frac{H(n) - H_{\min}}{H_{\max} - H_{\min}} \quad (3)$$

[0025] 其中, H_{\min} 、 H_{\max} 分别为待归一化向量的最小值和最大值, $H(n)$ 为待归一化向量的第 n 个值, $\bar{H}(n)$ 为其归一化后得到的值,通过归一化处理,所有向量的分量被归一化到 $[0, 1]$ 之间。

[0026] c) 以 U_{in} 、 R 作为网络输入,功耗等效电阻 R_{loss} 作为网络输出,计算网络预测输出以及输出误差,隐含层输出计算采用分数阶傅里叶变换核函数:

$$[0027] \quad W_j = K_{\alpha_j} \left[u, \sum_{i=1}^n \omega_{ij} X_i - b_j \right] \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (4)$$

[0028] 其中, W_j 为第 j 个隐含层节点的输出; K_{α_j} 为第 j 个隐含层分数阶傅里叶变换的核函数, α_j 为第 j 个隐含层分数阶傅里叶变换对应的旋转角; l 为隐含层节点数; ω_{ij} 为输入层到隐含层权值; X_i 为模型输入; b_j 为第 j 个隐含层时域平移因子,实现时域分辨率调整。

[0029] 输出层的计算公式为:

$$[0030] \quad Y = \sum_{j=1}^l W_j v_{jk} \quad (5)$$

[0031] 其中, v_{jk} 为隐含层到输出层权值。

[0032] d) 根据输出误差修正网络权值和分数阶核函数阶次,直至满足误差条件,训练结束,获取输入电压、负载电阻与功耗等效电阻的关系模型。

[0033] 步骤 1.4、以额定输入电压 \bar{U}_{in} 、额定负载电阻 \bar{R} 作为模型输入,获取健康电路的 \bar{R}_{loss} ,以此作为健康评估指标的基准值;

[0034] 步骤 2、实时采集电路的输入电压、输入电流、输出电压以及输出电流各信号,以步骤 1.2-步骤 1.4 的方法计算电路的健康评估指标 \tilde{R}_{loss} 。

[0035] 步骤 3、设置健康评估指标的变化阈值,计算电路的健康评估指标与基准值的差值 $\Delta R_{loss} = \tilde{R}_{loss} - \bar{R}_{loss}$,定义 ΔR_{loss} 超过 $\pm 10\% \bar{R}_{loss}$ 表示电路发生故障。根据 ΔR_{loss} 确定电路的健康指数,实现电路的健康评估。在 $\pm 10\% \bar{R}_{loss}$ 范围内,电路的健康状况描述如下:

[0036] (1) 当 ΔR_{loss} 在 $0 \sim \pm 1\% \bar{R}_{loss}$ 范围内,电路工作在正常状态,健康指数为 1;

[0037] (2) 当 ΔR_{loss} 在 $\pm 1\% \sim \pm 2\% \bar{R}_{loss}$ 范围内,电路出现微弱退化,健康指数为 0.9;

[0038] (3) 当 ΔR_{loss} 在 $\pm 2\% \sim \pm 3\% \bar{R}_{loss}$ 范围内,电路组件偏离正常状态,健康指数为 0.8; 以此类推;

[0039] (4) 当 ΔR_{loss} 在 $\pm 9\% \sim \pm 10\% \bar{R}_{loss}$ 范围内,电路基本处于故障状态,健康指数为 0.1;

[0040] (5) 当 ΔR_{loss} 在 $\pm 10\% \bar{R}_{loss}$ 以上,电路处于故障状态,健康指数为 0。

[0041] 步骤 4、根据不同时刻获取的电路健康评估指标,利用 LS-SVM 对其进行时间序列预测,获取未来时刻的健康评估指标,预测电路的性能状况,具体步骤为:

[0042] 步骤 4.1、获取历史数据：每隔 h 分钟对电路的输入电压、输入电流、输出电压以及输出电流进行采样，计算电路的健康评估指标，经过 h*k 分钟，获取连续 k+1 个时刻电路的健康评估指标 $\{\tilde{R}_{loss}(i), \tilde{R}_{loss}(i+1), \dots, \tilde{R}_{loss}(i+k)\}$ 。

[0043] 步骤 4.2、构造输入向量：针对样本数据的特性及实际需求，确定训练样本的大小、相空间重构的延迟时间和嵌入维数，构造输入、输出向量对。

[0044] 步骤 4.3、确定模型参数：设定 LS-SVM 模型的参数，包括正则化参数以及核函数的参数。

[0045] 步骤 4.4、训练 LS-SVM 预测模型：构造核函数矩阵并求解 N 维线性方程组，计算出拉格朗日乘子和偏移值，最终得到回归函数

$$[0046] \quad f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (6)$$

[0047] 其中， α_i 为拉格朗日乘子， $i = 1, 2, \dots, l$ 代表输入量的个数，b 为常值偏差， $K(x, x_i) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x)$ 为核函数，选择不同形式的核函数可以生成不同的支持向量机。

[0048] 步骤 4.5、进行 q 步预测：得到 LS-SVM 预测模型后，输入预测向量即可得到预测输出 $\tilde{R}_{loss}(i+k+q)$ ，实现 q 步预测。

[0049] 步骤 4.6、计算 $\tilde{R}_{loss}(i+k+q)$ 与 \bar{R}_{loss} 之间的差值，依据步骤 3 中的评估方法，实现电路未来时刻的健康评估。

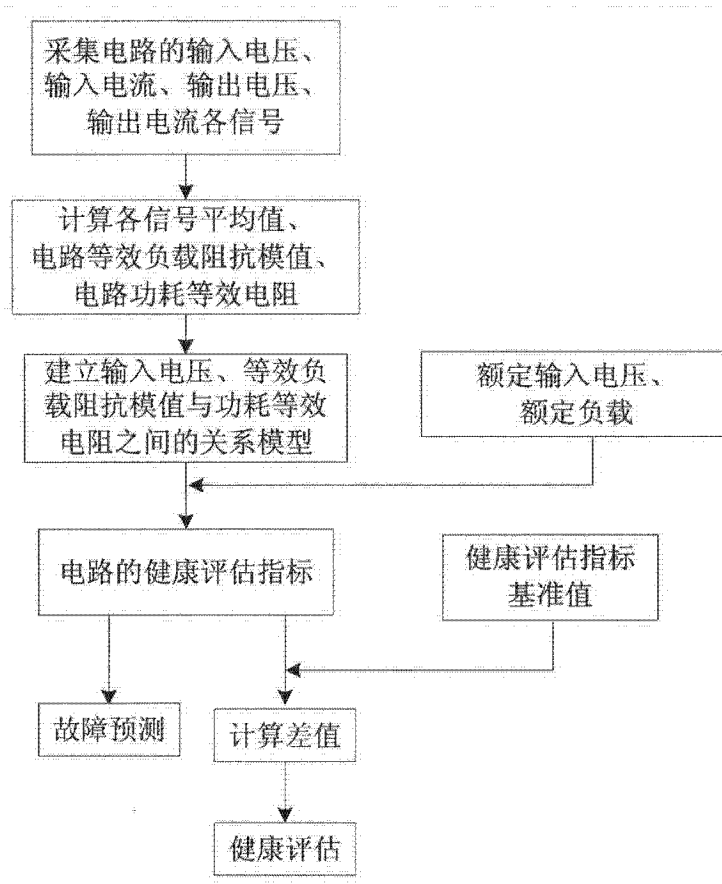


图 1

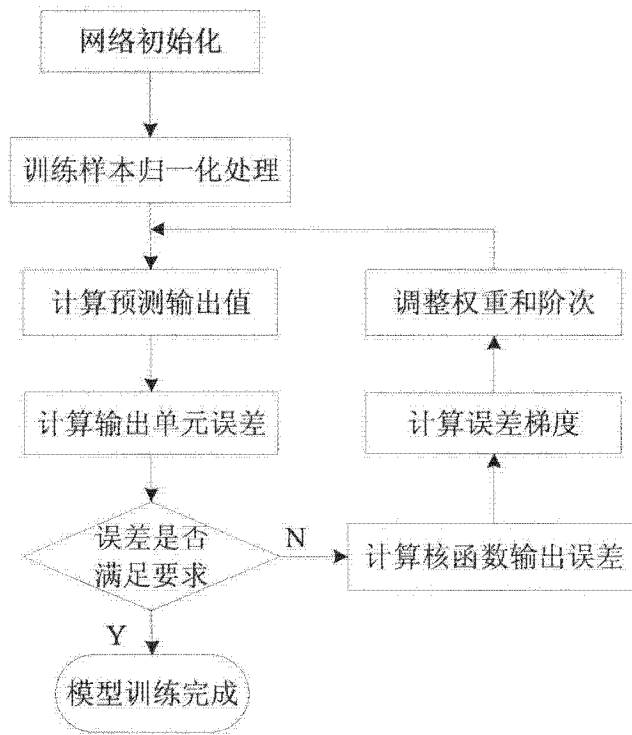


图 2