(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国 际 局

(43) 国际公布日
2019 年 9 月 19 日 (19.09.2019)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2019/174142 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 17/50 (2006.01) *G01M 13/00* (2006.01)
G06F 19/00 (2018.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2018/090928

(22) 国际申请日: 2018 年 6 月 13 日 (13.06.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201810207540.5 2018年3月14日 (14.03.2018) CN

(71) 申请人: 山东科技大学(SHANDONG UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路 579 号, Shandong 266590 (CN)。

(72) 发明人: 周东华 (ZHOU, Donghua); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路 579, Shandong 266590 (CN)。 陈茂银(CHEN, Maoyin); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路579, Shandong 266590 (CN)。 张瀚文 (ZHANG, Hanwen); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路 579, Shandong 266590 (CN)。 张海峰 (ZHANG, Haifeng); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路 579, Shandong 266590 (CN)。 李明亮 (LI, Mingliang); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路 579, Shandong 266590 (CN)。 卢晓 (LU, Xiao); 中国山东省青岛市黄岛区前湾港路579, Shandong 266590 (CN)。

(74) 代理人: 青岛智地领创专利代理有限公司 (QINGDAO ZHIDILINGCHUANG PATENT AGENCY CO., LTD); 中国山东省青岛市黄岛

WO 2019/174142 A1

(54) **Title:** MULTI-MODE DEGRADATION PROCESS MODELLING AND REMAINING SERVICE LIFE PREDICTION METHOD

(54) 发明名称: 一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法

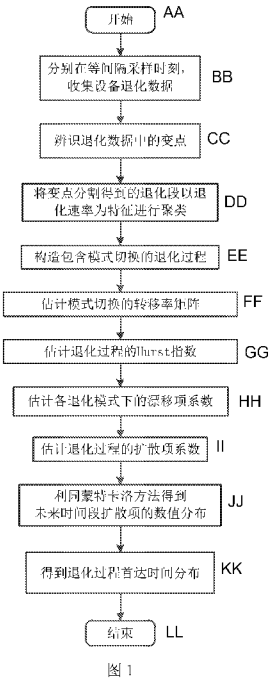


图 1

AA Start
BB Respectively collect degradation data of a device at equally-spaced sampling moments
CC Recognize a change point in degradation data
DD Use a degradation rate as a feature to cluster degraded segments obtained by means of change point segmentation
EE Build a degradation process containing mode switching
FF Estimate a transition rate matrix of the mode switching
GG Estimate a Hurst index of the degradation process
HH Estimate a drift term coefficient in each degradation mode
II Estimate a diffusion term coefficient of the degradation process
JJ Use a Monte Carlo method to obtain a numerical value distribution of the drift term in a future period of time
KK Obtain a first passage time distribution of the degradation process
LL End

(57) **Abstract:** A multi-mode degradation process modelling and remaining service life prediction method, belonging to the technical field of health management. The method comprises the following steps: firstly, collecting degradation data sampled at equal intervals; performing change point detection on the degradation data; using a degradation rate as a feature to cluster degraded segments obtained by means of change point segmentation; building a degradation model containing mode switching, wherein the model switching is described by a continuous-time Markov chain; estimating a Hurst index of a degradation process by using a quadratic variation based

[见续页]

区香江路110号高科技创业中心215室联系人：窦懋松, Shandong 266555 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的国家保护)：AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区保护)：ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布：

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

approach; using a maximum likelihood method to respectively estimate a state transition rate matrix of the Markov chain and a drift term coefficient in each mode, and a diffusion term coefficient; using a Monte Carlo algorithm to obtain the distribution obeyed by the drift term under the influence of state switching in a future period of time; and then obtaining the distribution of the remaining service life under a given threshold value.

(57) 摘要：一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，属于健康管理的技术领域，包括以下步骤：首先，收集等间隔采样的退化数据；对退化数据进行变点检测；对变点分割得到的退化段以退化速率为特征进行聚类；建立包含模式切换的退化模型，模式切换通过一个连续时间Markov链描述；采用基于二次变分的方法估计退化过程的Hurst指数；利用极大似然法分别估计Markov链的状态转移率矩阵和各模式下的漂移项系数，以及扩散项系数；利用蒙特卡洛算法得到未来一段时间在状态切换的影响下漂移项服从的分布；然后在给定的阈值下，得到剩余寿命的分布。

一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法

技术领域

本发明属于健康管理的技术领域，具体涉及一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法。

背景技术

工业设备的剩余寿命预测能够为设备制定维护策略和生产决策提供有效的信息，从而减少由于设备故障带来的损失，确保系统的安全性和可靠性的。

退化过程建模是剩余寿命预测的关键步骤。为了得到准确的剩余寿命预测结果，退化模型应该尽可能地符合实际退化情况。目前大多数现有的方法均假设设备再其整个寿命周期内不存在较大的工况变化及维护操作。然而，在实际的工业生产中，设备的运行过程可能存在多种工况，同时设备会进行定期或视情的检修或维护活动。这些活动会影响设备的退化过程，在退化过程中呈现出多种模式。目前，尚未出现能够自动辨识多种退模式的剩余寿命预测方法。

多模式的退化过程建模及剩余寿命预测主要有以下难点：第一，由于退化模式切换没有标签，需要根据历史数据辨识退化模式的数量和各个模式下的退化模型。第二，由于退化模型中包含分形布朗运动，它不是 Markov 过程也不是半鞅，因此难以求得解析的首达时间分布。第三，未来的退化模式切换情况未知，在预测剩余寿命时需要考虑未来可能发生的退化模式切换。

发明内容

针对现有技术中存在的上述技术问题，本发明提出了一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，设计合理，克服了现有技术的不足，具有良好的效果。

为了实现上述目的，本发明采用如下技术方案：

一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，包括如下步骤：

步骤 1：分别在等间隔采样时刻$t_0,t_1,t_2,...,t_k$收集设备退化数据$x_0,x_1,x_2,...,x_k$，其中，采样间隔为τ，k为采样个数；

步骤 2：根据变点检测方法，检测历史退化过程的斜率变化点，记为$\gamma_1,\gamma_2,\cdots\gamma_j,\gamma_{j+1}\cdots$；

步骤 3：以步骤 2 中得到的点γ_j和γ_{j+1}为端点得到退化段，根据下式计算该退化段的斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$，并将此斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$作为第j个退化段的特征值；

$$\eta_{\gamma_{j+1}}=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i_{\gamma+1}}(x_{j+1}-x_j)}{i_{\gamma+1}-1}$$

计算每个退化段的特征值的局部密度ρ_j，并计算比局部密度更大的特征值的最小距离δ_j，其中局部密度ρ_j根据式（1）计算：

$$\rho_j=\sum_i \chi(d_{ji}-d_c) \quad (1)；$$

其中，d_c为截断距离，$d_{ji}=\left|\eta_i-\eta_j\right|$，函数$\chi(\cdot)$定义如下：

$$\chi(a)=\begin{cases}1, a<0\\0, a\geq 0\end{cases} \quad (2)；$$

根据下式（3）计算最小距离δ_j：

$$\delta_j=\min_{i:\rho_i>\rho_j} d_{ji} \quad (3)；$$

步骤 4：若ρ_j和δ_j分别大于相应的阈值，则以斜率变化点γ_j和γ_{j+1}为端点得到的线段是一个聚类中心，按照这种方法，将得到的聚类中心数量记为 N，即由斜率变化点分割得到的线段按照其斜率可以聚为 N 类，将采样时刻u的退化模式记为$\Phi(u)$，并令$\varphi_i=\Phi(t_i)$，并将退化模式变化的时间点记为$c_1,c_2,\ldots$；

步骤 5：建立退化模型：

$$X(t)=X(0)+\int_0^t \lambda\left[\Phi(u)\right]du+\sigma_H B_H(t) \quad (4)；$$

其中，$X(0)$为退化过程初始值，$\lambda\left[\Phi(u)\right]$为漂移项系数，假设$\lambda(i)\sim N\left(\mu_{\lambda_i},\sigma_{\lambda_i}^2\right)$，$\sigma_H$为扩散项系数，$B_H(t)$为标准分形布朗运动，退化模式$\Phi(u)$是一个转移率矩阵为$\boldsymbol{Q}$的连续时间 Markov 链；

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}-q_1 & q_{12} & \cdots & q_{1N}\\ q_{21} & -q_2 & \cdots & q_{2N}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ q_{N1} & q_{N2} & \cdots & -q_N\end{bmatrix}；$$

步骤 6：根据$\varphi_0,\varphi_1,\varphi_2,\ldots,\varphi_k$，估计连续时间 Markov 链的转移率矩阵$\boldsymbol{Q}$中的$q_j$和$q_{ij}$：

$$q_j=\frac{m_j}{\sum_{i=1}^{m_j} v_i^{(j)}} \quad (5)；$$

$$q_{ij}=\frac{m_{ij}}{m_i}q_i \quad (6)；$$

其中，m_j 为 t_k 时刻之前退化模式到达并停留在第 j 个模式的次数，m_{ij} 为 t_k 时刻之前退化模式从个第 i 个模式转移到第 j 个模式的次数，$v_i^{(j)}$ 为第 i 次到达第 j 个模式的停留时间；

步骤 7：估计退化过程的 Hurst 指数 H：

$$H=\frac{1}{2}\log_2\frac{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{2(i+j)}\right)^2\right]}{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{i+j}\right)^2\right]} \quad (7)；$$

其中，$\theta_1,\theta_2,...,\theta_p$ 为基于 Symlets 小波函数的小波分解高通滤波器系数，p 为该小波函数消失矩阶数；$E(\cdot)$ 为数学期望；

步骤 8：分别估计第 i 段退化模式下的漂移项系数 $\lambda[\Phi(u)]$ 的估计值 λ_i：

$$\lambda_i=\frac{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1}\boldsymbol{I}_i}{\tau\boldsymbol{I}_i^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1}\boldsymbol{I}_i} \quad (8)；$$

其中，$\boldsymbol{I}_i$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的列向量，其每个元素均为 1，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}=[x_{c_i+1}-x_{c_i},x_{c_i+2}-x_{c_i+1},\cdots,x_{c_{i+1}}-x_{c_{i+1}-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H}+|i-j-1|^{2H}\tau^{2H}-2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 9：分别估计每种退化模式下的漂移项系数 $\lambda[\Phi(u)]$ 的期望 μ_{λ_j} 及方差 σ_{λ_j}：

$$\mu_{\lambda_j}=\frac{\sum_{i=1}^{m_j}\lambda_{j,i}}{m_j} \quad (9)；$$

$$\sigma_{\lambda_j}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m_j}\left(\lambda_{j,i}-\mu_{\lambda_j}\right)^2}{m_j}} \quad (10)；$$

其中，$\lambda_{j,i}$ 是第 i 次到达第 j 个退化模式时得到的漂移项系数估计值；

步骤 10：估计扩散项系数 σ_H：

$$\sigma_H=\sqrt{\frac{\left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T-\boldsymbol{\Lambda}\tau\right)^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}^{-1}\left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T-\boldsymbol{\Lambda}\tau\right)}{k}} \quad (11)；$$

其中，$\boldsymbol{\Lambda}^T=[\lambda_1\boldsymbol{I}_1^T,\lambda_2\boldsymbol{I}_2^T,\cdots,\lambda_m\boldsymbol{I}_m^T]$，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}=[x_1-x_0,x_2-x_1,\cdots,x_k-x_{k-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}$ 是一个 k 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H}+|i-j-1|^{2H}\tau^{2H}-2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 11：令$\Omega[\Phi(t_k),l_k]=\int_{t_k}^{t_k+l_k}\lambda[\Phi(u)]du$，利用蒙特卡洛方法，得到$\Omega[\Phi(t_k),l_k]$的数值分布$f_{\Omega[\Phi(t_k),l_k]}$；

步骤 12：对于给定的失效阈值ω，退化过程首达时间的近似分布为：

$$f_l(l_k)=\sum_{i=1}^{N}\int_{\lambda_{min}l_k}^{\lambda_{max}l_k}p_{\Phi(t_k)i}(l_k)f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(s)\frac{\sigma(l_k)}{\sqrt{2\pi\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}}\left\{\frac{\omega-x_k-s}{\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}+\frac{\lambda(i)}{\sigma(l_k)}\right\}\times\exp\left\{-\frac{(\omega-x_k-s)^2}{2\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}\right\}ds \quad (12)；$$

其中，$\lambda_{min}=min\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(N)\}$，$\lambda_{max}=max\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(N)\}$，$p_{\Phi(t_k)i}(l_k)=P\left\{\left\{\Phi(t_k+l_k)\right\}=i\,|\,\Phi(t_k)\right\}$，

$$\sigma(t)=\sigma_H\left\{\begin{array}{l}\sum_{i=1}^{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor}\left[\int_{(i-1)\cdot\tau}^{i\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2\\+\left[\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{s}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2\end{array}\right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)；$$

$$c_H=\sqrt{\frac{2H\Gamma\left(\frac{3}{2}-H\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}+H\right)\Gamma(2-2H)}}；$$

其中，$\Gamma(\cdot)$为 Gamma 函数。

优选地，在步骤 2 中，具体包括如下步骤：

步骤 2.1：初始化参数，令$\gamma_1=0$，$i=1$，$i_\gamma=1$，选择两个变点间的最小间隔$m\tau$，以及变点检测的阈值ω_β；

步骤 2.2：计算从上一个变点到第i个点的退化段的斜率，如果$i-i_\gamma>m$，根据式（14）计算当前段的斜率η_i，并令$i=i+1$：

$$\eta_i=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i-1}(x_{j+1}-x_j)}{i-i_\gamma-1} \quad (14)；$$

步骤 2.3：计算第i个点的变点检测指标$\beta(i)$：

$$\beta(i)=\frac{\left|\sum_{j=1}^{m}(x_i+\eta_i j\tau-x_j)\right|}{\sqrt{1+\eta_i^2}} \quad (15)；$$

步骤 2.4：判断第i个点的变点检测指标$\beta(i)$是否超过阈值ω_β，如果$\beta(i)>\omega_\beta$，则x_i是一个变点，令$i_\gamma=i_\gamma+1$，$\gamma_{i_\gamma}=i$；

步骤 2.5：如果$i\le k$，则令$i=i+1$，然后执行步骤 2.2。

优选地，在步骤 11 中，具体包括如下步骤：

步骤 11.1：选择蒙特卡洛样本数量n，初始化参数$i=1$，$v_{i,j}=\varphi_k$；

步骤 11.2：生成n个服从[0,1]上的均匀分布的随机数r_j；

步骤 11.3：对于第j个蒙特卡洛样本序列，令$i=i+1$，$v_{i+1,j}=s$，其中，s满足$\sum_{w=1}^{s-1}p_{v_{i,j},w}(\tau)<r_j\le\sum_{w=1}^{s}p_{v_{i,j},w}(\tau)$，$p_{v_{i,j},w}(\tau)$为经过时间$\tau$退化模式由第$v_{i,j}$个模式变换到第$w$个模式的概率，如果$i<l_k/\tau$，则返回步骤 11.2，否则执行步骤 11.4；

步骤 11.4：统计每一个蒙特卡洛样本序列在(t_k,t_k+l_k)时间区间内在每个模式下停留的总时间长度，记为$S_{s,j}=\sum_{i=1}^{l_k/\tau}I(v_{i,j}=s)$；

步骤 11.5：计算$\Omega[\Phi(t_k),l_k]$的数值分布$f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x)$：

$$f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x)=\frac{\sum_{j=1}^{n}I(\sum_{s=1}^{N}S_{s,j}\lambda(s)=x)}{n} \quad (16)；$$

当$\sum_{s=1}^{N}S_{s,j}\lambda(s)=x$成立时，$I(\sum_{s=1}^{N}S_{s,j}\lambda(s)=x)=1$，否则$I(\sum_{s=1}^{N}S_{s,j}\lambda(s)=x)=0$。

本发明所带来的有益技术效果：

本发明提出的一种从历史退化数据中辨识退化模式的方法，该方法适用于存在状态切换、环境变化或维护操作的系统，比现有技术更加贴近实际情况；根据历史数据辨识得到不同的退化模式，建立了基于分形布朗运动的含有状态切换的退化模型，退化模式的切换通过一个连续时间 Markov 链描述；利用极大似然方法分别估计 Markov 链的状态转移率以及退化模型中的漂移系数及扩散系数；为了求得退化过程的首达时间，本发明首先通过蒙特卡洛方法得到未来时间段扩散项的的数值分布，然后通过一个时间-空间变换，将基于分形布朗运动的退化过程的首达时间转换为标准布朗运动首达含有不确定性的时变阈值的时间，进而得到了退

化过程剩余寿命的分布。

附图说明

图 1 是本发明退化过程建模及剩余寿命预测方法的流程图；

图 2 是本发明中变点检测方法的流程图；

图 3 是本发明中蒙特卡洛方法的流程图；

图 4 是本发明示例中，高炉炉壁温度退化曲线示意图；

图 5 是本发明示例中，高炉炉壁温度退化曲线前 1200 天的变点检测结果示意图；

图 6 是本发明示例中，高炉炉壁温度退化曲线前 1200 天的退化模式辨识结果示意图；

图 7 是本发明示例中，高炉炉壁剩余寿命预测结果示意图。

具体实施方式

下面结合附图以及具体实施方式对本发明作进一步详细说明：

一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，其流程如图 1 所示，包括如下步骤：

步骤 1：分别在等间隔采样时刻$t_0,t_1,t_2,...,t_k$收集设备退化数据$x_0,x_1,x_2,...,x_k$，其中，采样间隔为τ，k为采样个数；

步骤 2：根据变点检测方法（其流程如图 2 所示），检测历史退化过程的斜率变化点，记为$\gamma_1,\gamma_2,...$；

步骤 3：以步骤 2 中得到的点γ_j和γ_{j+1}为端点得到退化段，根据下式计算该退化段的斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$，并将此斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$作为第j个退化段的特征值；

$$\eta_{\gamma_{j+1}}=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i_{\gamma+1}}(x_{j+1}-x_j)}{i_{\gamma+1}-1}$$

计算每个退化段的特征值的局部密度ρ_j，并计算比局部密度更大的特征值的最小距离δ_j，其中局部密度ρ_j根据式（1）计算：

$$\rho_j=\sum_i\chi(d_{ji}-d_c) \quad (1)；$$

其中，d_c为截断距离，$d_{ji}=\left|\eta_i-\eta_j\right|$，函数$\chi(\cdot)$定义如下：

$$\chi(a)=\begin{cases}1,a<0\\0,a\geq 0\end{cases} \quad (2)；$$

根据下式（3）计算最小距离δ_j：

$$\delta_j=\min_{i:\rho_i>\rho_j}d_{ji} \quad (3)；$$

步骤 4：若 ρ_j 和 δ_j 分别大于相应的阈值，则以斜率变化点 γ_j 和 γ_{j+1} 为端点得到的线段是一个聚类中心，按照这种方法，将得到的聚类中心数量记为 N，即由斜率变化点分割得到的线段按照其斜率可以聚为 N 类，将采样时刻 u 的退化模式记为 $\Phi(u)$，并令 $\varphi_i=\Phi(t_i)$，并将退化模式变化的时间点记为 $c_1,c_2,\ldots$；

步骤 5：建立退化模型：

$$X(t)=X(0)+\int_0^t \lambda\left[\Phi(u)\right]du+\sigma_H B_H(t) \tag{4}$$

其中，$X(0)$ 为退化过程初始值，$\lambda\left[\Phi(u)\right]$ 为漂移项系数，假设 $\lambda(i)\sim N\left(\mu_{\lambda_i},\sigma_{\lambda_i}^2\right)$，$\sigma_H$ 为扩散项系数，$B_H(t)$ 为标准分形布朗运动，退化模式 $\Phi(u)$ 是一个转移率矩阵为 $\boldsymbol{Q}$ 的连续时间 Markov 链；

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix} -q_1 & q_{12} & \cdots & q_{1N} \\ q_{21} & -q_2 & \cdots & q_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{N1} & q_{N2} & \cdots & -q_N \end{bmatrix};$$

步骤 6：根据 $\varphi_0,\varphi_1,\varphi_2,\ldots,\varphi_k$，估计连续时间 Markov 链的转移率矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 中的 q_j 和 q_{ij}：

$$q_j=\frac{m_j}{\sum_{i=1}^{m_j} v_i^{(j)}} \tag{5}$$

$$q_{ij}=\frac{m_{ij}}{m_i}q_i \tag{6}$$

其中，m_j 为 t_k 时刻之前退化模式到达并停留在第 j 个模式的次数，m_{ij} 为 t_k 时刻之前退化模式从个第 i 个模式转移到第 j 个模式的次数，$v_i^{(j)}$ 为第 i 次到达第 j 个模式的停留时间；

步骤 7：估计退化过程的 Hurst 指数 H：

$$H=\frac{1}{2}\log_2\frac{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{2(i+j)}\right)^2\right]}{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{i+j}\right)^2\right]} \tag{7}$$

其中，$\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_p$ 为基于 Symlets 小波函数的小波分解高通滤波器系数，p 为该小波函数消失矩阶数；$E(\cdot)$ 为数学期望；

步骤 8：分别估计第 i 段退化模式下的漂移项系数 $\lambda\left[\Phi(u)\right]$ 的估计值 λ_i：

$$\lambda_i = \frac{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}^T \boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1} \boldsymbol{I}_i}{\tau \boldsymbol{I}_i^T \boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1} \boldsymbol{I}_i} \quad (8)$$

其中，$\boldsymbol{I}_i$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的列向量，其每个元素均为 1，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}} = [x_{c_i+1}-x_{c_i}, x_{c_i+2}-x_{c_i+1}, \cdots, x_{c_{i+1}}-x_{c_{i+1}-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}}$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H} + |i-j-1|^{2H}\tau^{2H} - 2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 9：分别估计每种退化模式下的漂移项系数 $\lambda[\Phi(u)]$ 的期望 μ_{λ_j} 及方差 σ_{λ_j}：

$$\mu_{\lambda_j} = \frac{\sum_{i=1}^{m_j} \lambda_{j,i}}{m_j} \quad (9)$$

$$\sigma_{\lambda_j} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m_j} \left(\lambda_{j,i} - \mu_{\lambda_j}\right)^2}{m_j}} \quad (10)$$

其中，$\lambda_{j,i}$ 是第 i 次到达第 j 个退化模式时得到的漂移项系数估计值；

步骤 10：估计扩散项系数 σ_H：

$$\sigma_H = \sqrt{\frac{\left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T - \boldsymbol{\Lambda}\tau\right)^T \boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}^{-1} \left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T - \boldsymbol{\Lambda}\tau\right)}{k}} \quad (11)$$

其中，$\boldsymbol{\Lambda}^T = [\lambda_1 \boldsymbol{I}_1^T, \lambda_2 \boldsymbol{I}_2^T, \cdots, \lambda_m \boldsymbol{I}_m^T]$，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k} = [x_1 - x_0, x_2 - x_1, \cdots, x_k - x_{k-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}$ 是一个 k 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H} + |i-j-1|^{2H}\tau^{2H} - 2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 11：令 $\Omega[\Phi(t_k), l_k] = \int_{t_k}^{t_k+l_k} \lambda[\Phi(u)]du$，利用蒙特卡洛方法，得到 $\Omega[\Phi(t_k), l_k]$ 的数值分布 $f_{\Omega[\Phi(t_k),l_k]}$；

步骤 12：对于给定的失效阈值 ω，退化过程首达时间的近似分布为：

$$f_l(l_k) = \sum_{i=1}^{N} \int_{\lambda_{min} l_k}^{\lambda_{max} l_k} p_{\Phi(t_k)i}(l_k) f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(s) \frac{\sigma(l_k)}{\sqrt{2\pi\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}} \left\{\frac{\omega - x_k - s}{\int_0^{l_k}\sigma(t)dt} + \frac{\lambda(i)}{\sigma(l_k)}\right\} \times \exp\left\{-\frac{(\omega - x_k - s)^2}{2\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}\right\} ds \quad (12)$$

其中，$\lambda_{min} = min\{\lambda(1), \lambda(2), \cdots, \lambda(N)\}$，$\lambda_{max} = max\{\lambda(1), \lambda(2), \cdots, \lambda(N)\}$，$p_{\Phi(t_k)i}(l_k) = P\{\{|\Phi(t_k + l_k)\} = i \,|\, \Phi(t_k)\}$，

$$\sigma(t)=\sigma_H\left\{\sum_{i=1}^{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor}\left[\int_{(i-1)\cdot\tau}^{i\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2+\left[\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{s}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2\right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13);$$

$$c_H=\sqrt{\frac{2H\Gamma\left(\frac{3}{2}-H\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}+H\right)\Gamma(2-2H)}};$$

其中，$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。

在步骤 2 中，具体包括如下步骤（其流程如图 2 所示）：

步骤 2.1：初始化参数，令 $\gamma_1=0$，$i=1$，$i_\gamma=1$，选择两个变点间的最小间隔 $m\tau$，以及变点检测的阈值 ω_β；

步骤 2.2：计算从上一个变点到第 i 个点的退化段的斜率，如果 $i-i_\gamma>m$，根据式（14）计算当前段的斜率 η_i，并令 $i=i+1$：

$$\eta_i=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i-1}(x_{j+1}-x_j)}{i-i_\gamma-1} \quad (14);$$

步骤 2.3：计算第 i 个点的变点检测指标 $\beta(i)$：

$$\beta(i)=\frac{\left|\sum_{j=1}^{m}(x_i+\eta_i j\tau-x_j)\right|}{\sqrt{1+\eta_i^2}} \quad (15);$$

步骤 2.4：判断第 i 个点的变点检测指标 $\beta(i)$ 是否超过阈值 ω_β，如果 $\beta(i)>\omega_\beta$，则 x_i 是一个变点，令 $i_\gamma=i_\gamma+1$，$\gamma_{i_\gamma}=i$；

步骤 2.5：如果 $i\le k$，则令 $i=i+1$，然后执行步骤 2.2。

在步骤 11 中，具体包括如下步骤（其流程如图 3 所示）：

步骤 11.1：选择蒙特卡洛样本数量 n，初始化参数 $i=1$，$v_{i,j}=\varphi_k$；

步骤 11.2：生成 n 个服从[0,1]上的均匀分布的随机数 r_j；

步骤 11.3：对于第 j 个蒙特卡洛样本序列，令 $i=i+1$，$v_{i+1,j}=s$，其中，s 满足

$\sum_{w=1}^{s-1} p_{v_{i,j},w}(\tau) < r_j \le \sum_{w=1}^{s} p_{v_{i,j},w}(\tau)$ ， $p_{v_{i,j},w}(\tau)$ 为经过时间 τ 退化模式由第 $v_{i,j}$ 个模式变换到第 w 个模式的概率，如果 $i < l_k/\tau$ ，则返回步骤 11.2，否则执行步骤 11.4；

步骤 11.4：统计每一个蒙特卡洛样本序列在 $(t_k, t_k + l_k)$ 时间区间内在每个模式下停留的总时间长度，记为 $S_{s,j} = \sum_{i=1}^{l_k/\tau} I(v_{i,j} = s)$；

步骤 11.5：计算 $\Omega[\Phi(t_k), l_k]$ 的数值分布 $f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x)$：

$$f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x) = \frac{\sum_{j=1}^{n} I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s) = x)}{n} \qquad (16)；$$

当 $\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s) = x$ 成立时， $I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s) = x)=1$ ，否则 $I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s) = x)=0$ 。

本示例基于 MATLAB 工具，利用柳州钢铁 2 号高炉的数据对本发明进行说明，结合附图展示本发明的效果。

（1）收集高炉炉壁的温度传感器数据，选择位于高 8.2 米的热电偶，连续采样 1506 天的温度数据（取每天的温度平均值），记为 $x_0, x_1, x_2, \ldots, x_{1506}$ ，退化数据如图 4 所示；

（2）利用变点检测算法，检测 t_k 时刻之前的变点，记为 $\gamma_1, \gamma_2, \ldots$ ，变点检测结果如图 5 所示（以 $t_k = 1300$ 为例）；

（3）利用式（14），分别计算由变点分割得到的线段斜率。

（4）根据式（1）、式（2）和式（3），分别计算每个线段的局部密度 ρ_j 和与比其密度更大的线段的最小距离 δ_j；

（5）选择 $\rho_j > 2$ 且 $\delta_j > 26$ 的线段作为聚类中心，共得到 3 个聚类中心，即 $N = 3$；

（6）分别计算距离每个线段最近的聚类中心，完成线段的聚类，得到的聚类结果如图 6 所示；

（7）利用式（5）和式（6）求得 Markov 链状态转移率矩阵估计值；

（8）利用式（7）求得退化过程的 Hurst 指数估计值 $H = 0.8959$；

（9）利用式（8）求得每段退化路径的漂移项系数估计值；

（10）利用式（9）和式（10）分别求得每种退化模式下漂移项系数的期望和方差；

（11）利用式（11）求得扩散项系数估计值 $\sigma_H = 1.0599$；

（12）利用蒙特卡洛算法，得到$\Omega[\Phi(t_k),l_k]$分布的数值解$f_{\Omega[\Phi(t_k),l_k]}$；

（10）假设阈值为530℃，根据式（12）得到第k个采样时刻剩余寿命分布的预测结果。

根据高炉炉壁的温度退化曲线可知，首次到达温度阈值530℃的时间为第1456天。分别在第1300、1310、1320、1330、1340、1350、1360、1370、1380、1390、1400天进行剩余寿命预测，得到的结果如图7所示。可以看出，剩余寿命真值均位于预测结果概率密度较高处，验证了本发明提出方法的有效性。

当然，上述说明并非是对本发明的限制，本发明也并不仅限于上述举例，本技术领域的技术人员在本发明的实质范围内所做出的变化、改型、添加或替换，也应属于本发明的保护范围。

1、一种多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，其特征在于：包括如下步骤：

步骤 1：分别在等间隔采样时刻$t_0,t_1,t_2,...,t_k$收集设备退化数据$x_0,x_1,x_2,...,x_k$，其中，采样间隔为τ，k为采样个数；

步骤 2：根据变点检测方法，检测历史退化过程的斜率变化点，记为$\gamma_1,\gamma_2,...\ \gamma_j,\gamma_{j+1}...$；

步骤 3：以步骤 2 中得到的点γ_j和γ_{j+1}为端点得到退化段，根据下式计算该退化段的斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$，并将此斜率$\eta_{\gamma_{j+1}}$作为第j个退化段的特征值；

$$\eta_{\gamma_{j+1}}=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i_{\gamma+1}}(x_{j+1}-x_j)}{i_{\gamma+1}-1}$$

计算每个退化段的特征值的局部密度ρ_j，并计算比局部密度更大的特征值的最小距离δ_j，其中局部密度ρ_j根据式（1）计算：

$$\rho_j=\sum_i\chi(d_{ji}-d_c) \quad (1)；$$

其中，d_c为截断距离，$d_{ji}=\left|\eta_i-\eta_j\right|$，函数$\chi(\cdot)$定义如下：

$$\chi(a)=\begin{cases}1,a<0\\0,a\geq0\end{cases} \quad (2)；$$

根据下式（3）计算最小距离δ_j：

$$\delta_j=\min_{i:\rho_i>\rho_j}d_{ji} \quad (3)；$$

步骤 4：若ρ_j和δ_j分别大于相应的阈值，则以斜率变化点γ_j和γ_{j+1}为端点得到的线段是一个聚类中心，按照这种方法，将得到的聚类中心数量记为 N，即由斜率变化点分割得到的线段按照其斜率可以聚为 N 类，将采样时刻u的退化模式记为$\Phi(u)$，并令$\varphi_i=\Phi(t_i)$，并将退化模式变化的时间点记为$c_1,c_2,...$；

步骤 5：建立退化模型：

$$X(t)=X(0)+\int_0^t\lambda\left[\Phi(u)\right]du+\sigma_HB_H(t) \quad (4)；$$

其中，$X(0)$为退化过程初始值，$\lambda\left[\Phi(u)\right]$为漂移项系数，假设$\lambda(i)\sim N\left(\mu_{\lambda_i},\sigma_{\lambda_i}^2\right)$，$\sigma_H$为扩散项系数，$B_H(t)$为标准分形布朗运动，退化模式$\Phi(u)$是一个转移率矩阵为$\boldsymbol{Q}$的连续时间 Markov 链；

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix} -q_1 & q_{12} & \cdots & q_{1N} \\ q_{21} & -q_2 & \cdots & q_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{N1} & q_{N2} & \cdots & -q_N \end{bmatrix};$$

步骤 6：根据 $\varphi_0,\varphi_1,\varphi_2,...,\varphi_k$，估计连续时间 Markov 链的转移率矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 中的 q_j 和 q_{ij}：

$$q_j=\frac{m_j}{\sum_{i=1}^{m_j} v_i^{(j)}} \quad (5);$$

$$q_{ij}=\frac{m_{ij}}{m_i}q_i \quad (6);$$

其中，m_j 为 t_k 时刻之前退化模式到达并停留在第 j 个模式的次数，m_{ij} 为 t_k 时刻之前退化模式从个第 i 个模式转移到第 j 个模式的次数，$v_i^{(j)}$ 为第 i 次到达第 j 个模式的停留时间；

步骤 7：估计退化过程的 Hurst 指数 H：

$$H=\frac{1}{2}\log_2\frac{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{2(i+j)}\right)^2\right]}{E\left[\left(\sum_{j=1}^{p}\theta_j x_{i+j}\right)^2\right]} \quad (7);$$

其中，$\theta_1,\theta_2,...,\theta_p$ 为基于 Symlets 小波函数的小波分解高通滤波器系数，p 为该小波函数消失矩阶数；$E(\cdot)$ 为数学期望；

步骤 8：分别估计第 i 段退化模式下的漂移项系数 $\lambda[\Phi(u)]$ 的估计值 λ_i：

$$\lambda_i=\frac{\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{x}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1}\boldsymbol{I}_i}{\tau\boldsymbol{I}_i^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{x}_{c_i:c_{i+1}}}^{-1}\boldsymbol{I}_i} \quad (8);$$

其中，$\boldsymbol{I}_i$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的列向量，其每个元素均为 1，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{c_i:c_{i+1}}=[x_{c_i+1}-x_{c_i},x_{c_i+2}-x_{c_i+1},\cdots,x_{c_{i+1}}-x_{c_{i+1}-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{x}_{c_i:c_{i+1}}}$ 是一个 $c_{i+1}-c_i$ 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H}+|i-j-1|^{2H}\tau^{2H}-2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 9：分别估计每种退化模式下的漂移项系数 $\lambda[\Phi(u)]$ 的期望 μ_{λ_j} 及方差 σ_{λ_j}：

$$\mu_{\lambda_j}=\frac{\sum_{i=1}^{m_j}\lambda_{j,i}}{m_j} \quad (9);$$

$$\sigma_{\lambda_j}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m_j}\left(\lambda_{j,i}-\mu_{\lambda_j}\right)^2}{m_j}} \quad (10)；$$

其中，$\lambda_{j,i}$ 是第 i 次到达第 j 个退化模式时得到的漂移项系数估计值；

步骤 10：估计扩散项系数 σ_H：

$$\sigma_H=\sqrt{\frac{\left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T-\boldsymbol{\Lambda}\tau\right)^T\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}^{-1}\left(\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}^T-\boldsymbol{\Lambda}\tau\right)}{k}} \quad (11)；$$

其中，$\boldsymbol{\Lambda}^T=[\lambda_1\boldsymbol{I}_1^T,\lambda_2\boldsymbol{I}_2^T,\cdots,\lambda_m\boldsymbol{I}_m^T]$，$\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}=[x_1-x_0,x_2-x_1,\cdots,x_k-x_{k-1}]^T$，$\boldsymbol{Q}_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{0:k}}$ 是一个 k 维的协方差矩阵，其第 i 行第 j 列的元素为 $\frac{1}{2}\left[|i-j+1|^{2H}\tau^{2H}+|i-j-1|^{2H}\tau^{2H}-2|i-j|^{2H}\tau^{2H}\right]$；

步骤 11：令 $\Omega\left[\Phi(t_k),l_k\right]=\int_{t_k}^{t_k+l_k}\lambda\left[\Phi(u)\right]du$，利用蒙特卡洛方法，得到 $\Omega\left[\Phi(t_k),l_k\right]$ 的数值分布 $f_{\Omega[\Phi(t_k),l_k]}$；

步骤 12：对于给定的失效阈值 ω，退化过程首达时间的近似分布为：

$$f_l(l_k)=\sum_{i=1}^{N}\int_{\lambda_{min}l_k}^{\lambda_{max}l_k}p_{\Phi(t_k)i}(l_k)f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(s)\frac{\sigma(l_k)}{\sqrt{2\pi\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}}\left\{\frac{\omega-x_k-s}{\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}+\frac{\lambda(i)}{\sigma(l_k)}\right\}\times\exp\left\{-\frac{(\omega-x_k-s)^2}{2\sigma(0)\int_0^{l_k}\sigma(t)dt}\right\}ds \quad (12)；$$

其中，$\lambda_{min}=min\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(N)\}$，$\lambda_{max}=max\{\lambda(1),\lambda(2),\cdots,\lambda(N)\}$，$p_{\Phi(t_k)i}(l_k)=P\left\{\{|\Phi(t_k+l_k)\}=i\,|\,\Phi(t_k)\right\}$，

$$\sigma(t)=\sigma_H\left\{\begin{array}{l}\left\{\sum_{i=1}^{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor}\left[\int_{(i-1)\cdot\tau}^{i\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2\right\}^{\frac{1}{2}}\\ +\left[\int_{\left\lfloor\frac{t}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}c_H s^{\frac{1}{2}}\int_{s}^{\left\lfloor\frac{t+\tau}{\tau}\right\rfloor\cdot\tau}(u-s)^{H-\frac{3}{2}}u^{H-\frac{1}{2}}duds\right]^2\end{array}\right. \quad (13)；$$

$$c_H=\sqrt{\frac{2H\Gamma\left(\frac{3}{2}-H\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}+H\right)\Gamma(2-2H)}}；$$

其中，$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。

2、根据权利要求 1 所述的多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，其特征在于：在

步骤 2 中，具体包括如下步骤：

步骤 2.1：初始化参数，令 $\gamma_1=0$，$i=1$，$i_\gamma=1$，选择两个变点间的最小间隔 $m\tau$，以及变点检测的阈值 ω_β；

步骤 2.2：计算从上一个变点到第 i 个点的退化段的斜率，如果 $i-i_\gamma>m$，根据式（14）计算当前段的斜率 η_i，并令 $i=i+1$：

$$\eta_i=\frac{\sum_{j=i_\gamma}^{i-1}(x_{j+1}-x_j)}{i-i_\gamma-1} \quad (14)；$$

步骤 2.3：计算第 i 个点的变点检测指标 $\beta(i)$：

$$\beta(i)=\frac{\left|\sum_{j=1}^{m}(x_i+\eta_i j\tau-x_j)\right|}{\sqrt{1+\eta_i^2}} \quad (15)；$$

步骤 2.4：判断第 i 个点的变点检测指标 $\beta(i)$ 是否超过阈值 ω_β，如果 $\beta(i)>\omega_\beta$，则 x_i 是一个变点，令 $i_\gamma=i_\gamma+1$，$\gamma_{i_\gamma}=i$；

步骤 2.5：如果 $i\le k$，则令 $i=i+1$，然后执行步骤 2.2。

3、根据权利要求 1 所述的多模式的退化过程建模及剩余寿命预测方法，其特征在于：在步骤 11 中，具体包括如下步骤：

步骤 11.1：选择蒙特卡洛样本数量 n，初始化参数 $i=1$，$v_{i,j}=\varphi_k$；

步骤 11.2：生成 n 个服从[0,1]上的均匀分布的随机数 r_j；

步骤 11.3：对于第 j 个蒙特卡洛样本序列，令 $i=i+1$，$v_{i+1,j}=s$，其中，s 满足 $\sum_{w=1}^{s-1}p_{v_{i,j},w}(\tau)<r_j\le\sum_{w=1}^{s}p_{v_{i,j},w}(\tau)$，$p_{v_{i,j},w}(\tau)$ 为经过时间 τ 退化模式由第 $v_{i,j}$ 个模式变换到第 w 个模式的概率，如果 $i<l_k/\tau$，则返回步骤 11.2，否则执行步骤 11.4；

步骤 11.4：统计每一个蒙特卡洛样本序列在 (t_k,t_k+l_k) 时间区间内在每个模式下停留的总时间长度，记为 $S_{s,j}=\sum_{i=1}^{l_k/\tau}I(v_{i,j}=s)$；

步骤 11.5：计算 $\Omega[\Phi(t_k),l_k]$ 的数值分布 $f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x)$：

$$f_{\Omega(\Phi(t_k),l_k)}(x)=\frac{\sum_{j=1}^{n} I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s)=x)}{n} \qquad (16)\ ;$$

当$\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s)=x$成立时，$I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s)=x)=1$，否则$I(\sum_{s=1}^{N} S_{s,j}\lambda(s)=x)=0$。

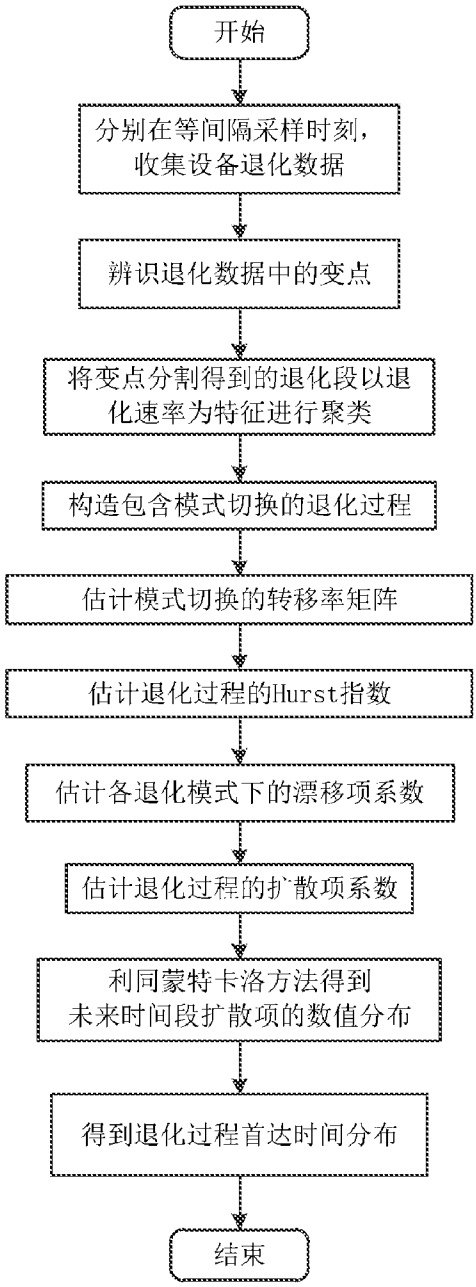

开始
分别在等间隔采样时刻，收集设备退化数据
辨识退化数据中的变点
将变点分割得到的退化段以退化速率为特征进行聚类
构造包含模式切换的退化过程
估计模式切换的转移率矩阵
估计退化过程的Hurst指数
估计各退化模式下的漂移项系数
估计退化过程的扩散项系数
利同蒙特卡洛方法得到未来时间段扩散项的数值分布
得到退化过程首达时间分布
结束

图 1

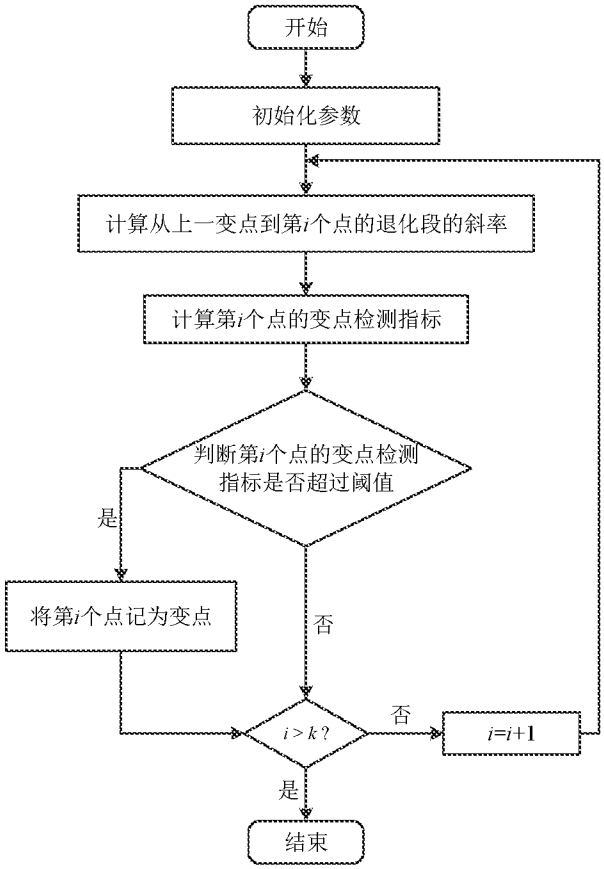

开始
初始化参数
计算从上一变点到第i个点的退化段的斜率
计算第i个点的变点检测指标
判断第i个点的变点检测指标是否超过阈值
是
否
将第i个点记为变点
i > k ?
否
i=i+1
是
结束

图 2

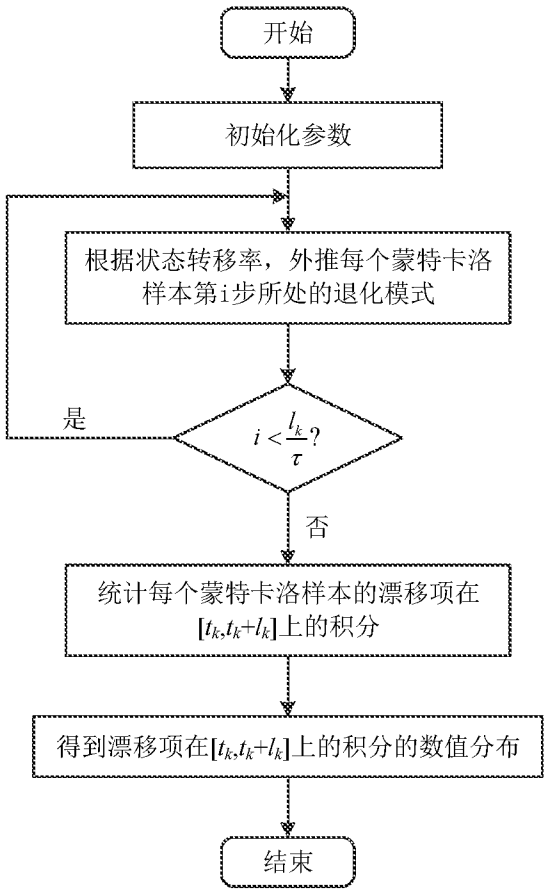

开始
初始化参数
根据状态转移率，外推每个蒙特卡洛样本第i步所处的退化模式
是
$i < \frac{l_k}{\tau}$?
否
统计每个蒙特卡洛样本的漂移项在$[t_k,t_k+l_k]$上的积分
得到漂移项在$[t_k,t_k+l_k]$上的积分的数值分布
结束

图 3

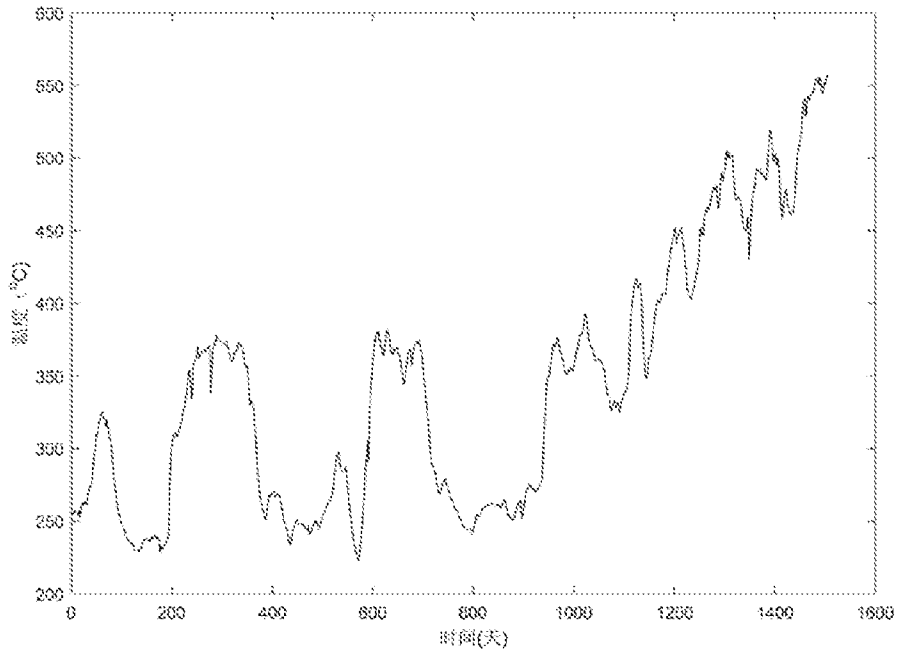

600
550
500
450
400
350
300
250
200
温度（°C）
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
1600
时间(天)

图 4

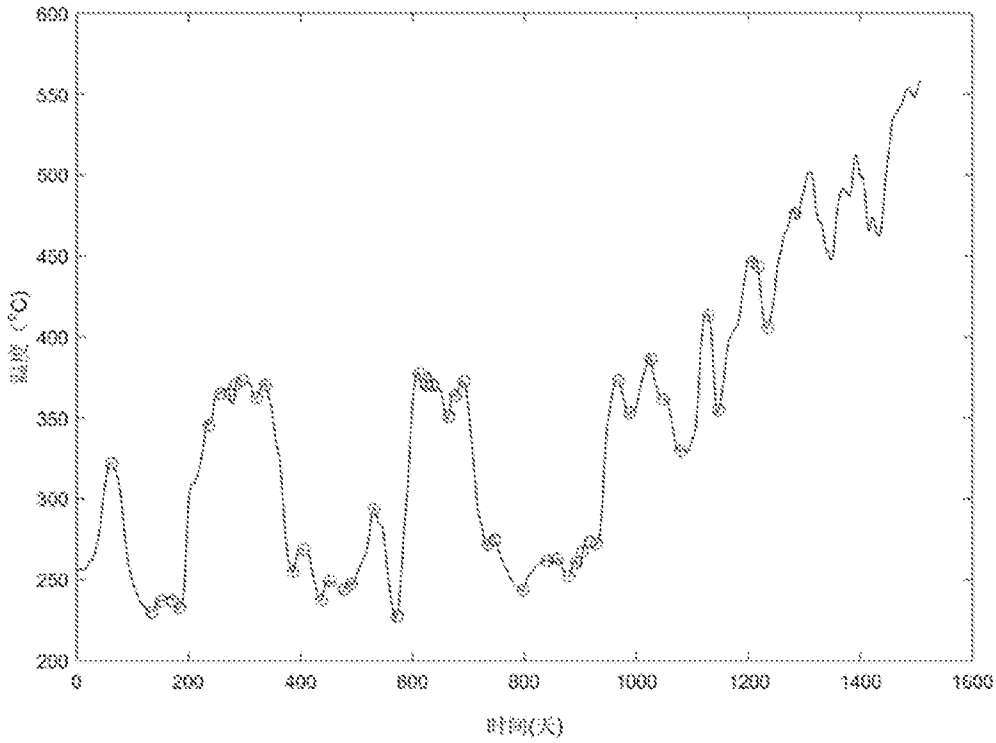

600
550
500
450
400
350
300
250
200
温度（°C）
0
200
400
600
800
1000
1200
1400
1600
时间(天)

图 5

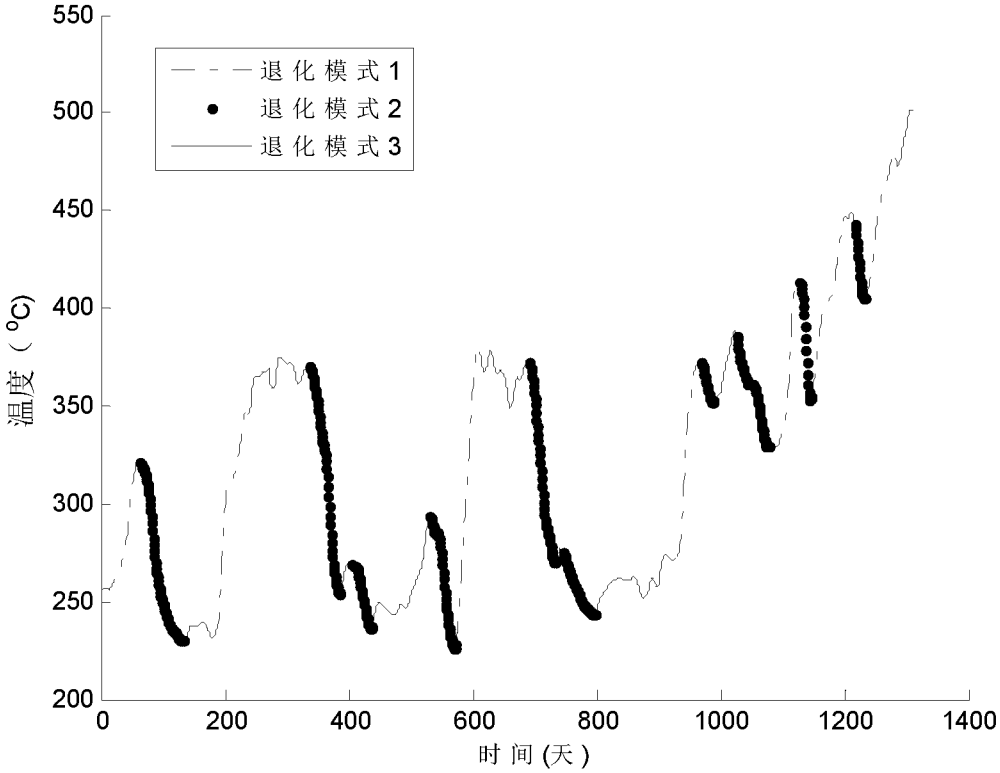

退化模式1
退化模式2
退化模式3
温度（°C)
时间(天)
550
500
450
400
350
300
250
200
0
200
400
600
800
1000
1200
1400

图6

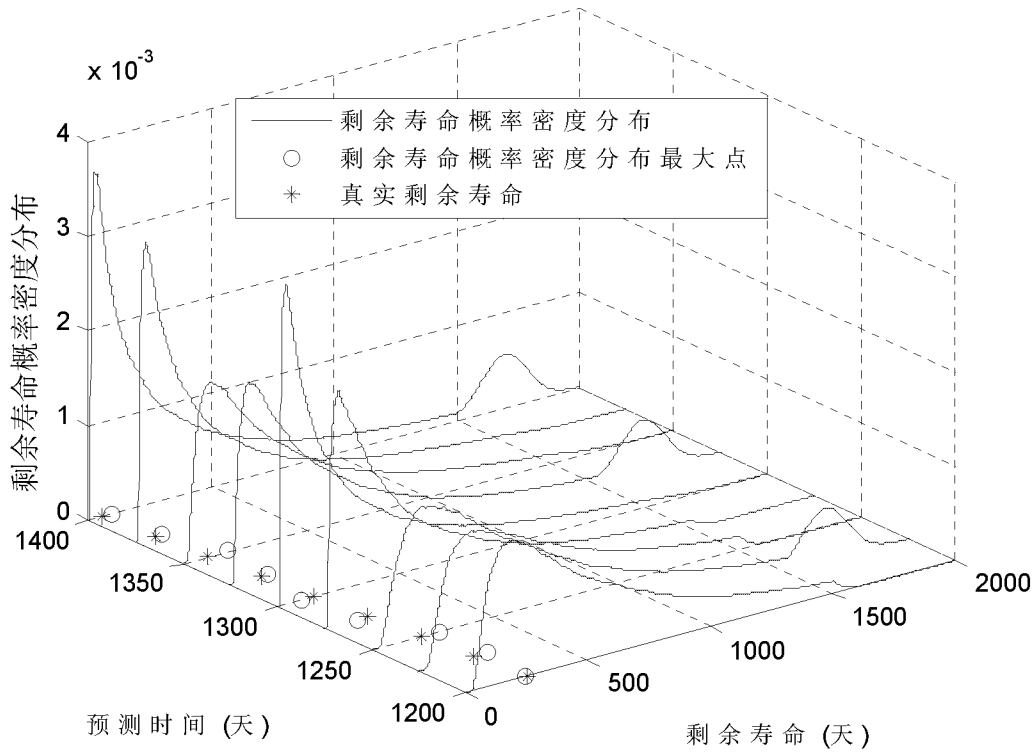

x 10^-3
剩余寿命概率密度分布
剩余寿命概率密度分布最大点
真实剩余寿命
剩余寿命概率密度分布
4
3
2
1
0
1400
1350
1300
1250
1200
预测时间(天)
0
500
1000
1500
2000
剩余寿命(天)

 图7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2018/090928

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 17/50(2006.01)i; G06F 19/00(2018.01)i; G01M 13/00(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F; G01M13

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CJFD; CNTXT; CNABS; VEN: 张瀚文, 李明亮, 卢晓, 周东华, 陈茂银, 退化, 剩余寿命, 模式, 状态, 工况, 变点, 聚类, 马尔科夫, 马尔可夫, 赫斯特, RUL, remain, residual, life, predict, condition?, model, patern, markov, hurst

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107480442 A (SHANDONG UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY) 15 December 2017 (2017-12-15) description, paragraphs [0003], [0004] and [0046]-[0111], and figures 1-3	1-3
A	CN 106021826 A (BEIHANG UNIVERSITY) 12 October 2016 (2016-10-12) entire document	1-3
A	CN 103678858 A (NO 2 ARTILLERY ENGINEERING UNIVERSITY PLA) 26 March 2014 (2014-03-26) entire document	1-3
A	CN 102789545 A (HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY) 21 November 2012 (2012-11-21) entire document	1-3
A	CN 101870076 A (SOUTHWEST JIAOTONG UNIVERSITY) 27 October 2010 (2010-10-27) entire document	1-3
A	US 2007029974 A1 (TOYOTA MOTOR CO., LTD.) 08 February 2007 (2007-02-08) entire document	1-3
A	CN 107358347 A (XIDIAN UNIVERSITY) 17 November 2017 (2017-11-17) entire document	1-3

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
21 November 2018	**28 November 2018**

Name and mailing address of the ISA/CN	Authorized officer
State Intellectual Property Office of the P. R. China (ISA/CN) **No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088** **China**	
Facsimile No. **(86-10)62019451**	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2018/090928

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 107480442 A	15 December 2017	None	
CN 106021826 A	12 October 2016	None	
CN 103678858 A	26 March 2014	None	
CN 102789545 A	21 November 2012	CN 102789545 B	19 August 2015
CN 101870076 A	27 October 2010	CN 101870076 B	21 March 2012
US 2007029974 A1	08 February 2007	JP 2007074891 A	22 March 2007
		DE 102006000397 B4	23 August 2018
		US 7521935 B2	21 April 2009
		JP 4631761 B2	23 February 2011
		DE 102006000397 A1	22 February 2007
CN 107358347 A	17 November 2017	None	

国际检索报告

国际申请号 PCT/CN2018/090928

A. 主题的分类

G06F 17/50(2006.01)i；G06F 19/00(2018.01)i；G01M 13/00(2006.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06F; G01M13

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称，和使用的检索词（如使用））

CJFD;CNTXT;CNABS;VEN:张瀚文，李明亮，卢晓，周东华，陈茂银，退化，剩余寿命，模式，状态，工况，变点，聚类，马尔科夫，马尔可夫，赫斯特，RUL, remain,residual,life,predict,condition?,model,patern,markov,hurst

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 107480442 A (山东科技大学) 2017年 12月 15日 (2017-12-15) 说明书第[0003]-[0004]、[0046]-[0111]段，图1-3	1-3
A	CN 106021826 A (北京航空航天大学) 2016年 10月 12日 (2016-10-12) 全文	1-3
A	CN 103678858 A (中国人民解放军第二炮兵工程大学) 2014年 3月 26日 (2014-03-26) 全文	1-3
A	CN 102789545 A (哈尔滨工业大学) 2012年 11月 21日 (2012-11-21) 全文	1-3
A	CN 101870076 A (西南交通大学) 2010年 10月 27日 (2010-10-27) 全文	1-3
A	US 2007029974 A1 (TOYOTA MOTOR CO LTD) 2007年 2月 8日 (2007-02-08) 全文	1-3
A	CN 107358347 A (西安电子科技大学) 2017年 11月 17日 (2017-11-17) 全文	1-3

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。

☑ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型：

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件，或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件（如具体说明的）

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布，与申请不相抵触，但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件，单独考虑该文件，认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件，当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时，要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期
2018年 11月 21日	2018年 11月 28日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451	受权官员 王杨 电话号码 5744

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2018/090928

检索报告引用的专利文件			公布日（年/月/日）	同族专利			公布日（年/月/日）
CN	107480442	A	2017年 12月 15日	无			
CN	106021826	A	2016年 10月 12日	无			
CN	103678858	A	2014年 3月 26日	无			
CN	102789545	A	2012年 11月 21日	CN	102789545	B	2015年 8月 19日
CN	101870076	A	2010年 10月 27日	CN	101870076	B	2012年 3月 21日
US	2007029974	A1	2007年 2月 8日	JP	2007074891	A	2007年 3月 22日
				DE	102006000397	B4	2018年 8月 23日
				US	7521935	B2	2009年 4月 21日
				JP	4631761	B2	2011年 2月 23日
				DE	102006000397	A1	2007年 2月 22日
CN	107358347	A	2017年 11月 17日	无			