

融合随机退化过程与失效率建模的设备剩余寿命预测方法

罗阳, 胡昌华, 司小胜, 张正新, 刘豪

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘要: 剩余寿命预测对于设备的维修与保养具有十分重要的意义。现有的剩余寿命预测方法大多只利用了设备的当前退化信息,对设备的历史寿命信息没有充分利用,而这些信息往往包含着设备寿命的演化信息,对于准确预测设备的剩余寿命具有重要意义。针对这个问题,提出了一种融合随机退化过程与失效率建模的设备剩余寿命预测方法。该方法首先将设备的退化过程建模为Wiener过程,然后利用Cox比例失效率模型建模的方法融合设备退化过程对设备失效率的影响,由此达到利用设备历史监测信息的目的。进一步通过Bayes方法,利用当前退化监测信息对退化过程模型的参数进行更新,基于此进行剩余寿命预测,从而实现设备历史数据与当前数据的有效融合。最后,通过激光发生器的退化测量数据验证了提出的方法,说明该方法是有效的,具有一定的应用价值。

关键词: 剩余寿命预测; Wiener过程; 失效率; 可靠性; 激光发生器

中图分类号: TB114.3 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2015)12-0112-05

Remaining Lifetime Prediction by Integrating Stochastic Degradation Process with Hazard Rate

LUO Yang, HU Chang-hua, SI Xiao-sheng, ZHANG Zheng-xin, LIU Hao

(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: Remaining lifetime prediction is of vital importance in equipment maintenance and repairment. Most of the remaining lifetime prediction methods now available only use the current degradation information of equipment, but does not take full advantage of the historical lifetime information, while this information always contains the evolution information of equipment lifetime, which is of great significance for accurate predicting of the remaining lifetime. To solve this problem, a remaining lifetime prediction method is proposed by integrating the stochastic degradation process with hazard rate. Firstly, the equipment degradation process is modeled as a Wiener process, and then Cox proportional hazard model is used for modeling, which integrates the influence of equipment degradation process on the hazard rate, thus attaining the purpose for using the historical monitoring information. Furthermore, parameters of the degradation model are updated with the current degradation monitoring information by Bayesian method, based on which, the remaining lifetime can be predicted, hence realizing effective fusion of equipment historical data and current data. Finally, the proposed method is verified by the degradation measurement data of laser generator. It is demonstrated that the proposed method is valid, with certain application value.

Key words: remaining lifetime prediction; Wiener process; hazard rate; reliability; laser generator

0 引言

设备在使用过程中,外界因素的作用会导致设备

发生老化、退化甚至失效,而设备一旦失效,则可能对人员、财产造成巨大的损失^[1-2]。因此,准确、有效地对设备的剩余寿命进行预测,及时地利用合适的维护、管理手段,对于保证设备的可靠性具有重要意义^[3]。许多学者针对设备的剩余寿命预测展开了研究。文献[2]将现有的寿命预测方法进行了总结和分类,将现有的剩余寿命预测方法分为基于机理模型的方法和数据驱动的方法;文献[4]对桥架大梁的退化过程进行了研究,

收稿日期:2014-12-23

修回日期:2015-03-10

基金项目:国家杰出青年基金(61025014);国家自然科学基金(61174030,61374126,61473094)

作者简介:罗阳(1992—),男,湖北荆州人,硕士生,研究方向为剩余寿命预测及可靠性。

并计算出桥梁的剩余寿命;文献[5]采用 Wiener 过程对金属化膜脉冲电容器的容值退化过程进行建模;文献[6]对基于数据驱动的方法进行了详细的介绍和比较,将基于数据驱动的方法分为基于直接监测数据的方法和基于间接监测数据的方法。

以上研究的方法大多只利用了设备的退化信息,利用退化数据来进行建模和预测。然而,对于同一批次的设备,在使用和贮存过程中,不仅能够得到很多退化数据,而且还能够得到一些历史寿命数据。这些退化数据和寿命数据都包含着设备的寿命信息,充分地利用这些数据有助于提高寿命预测的精度^[7]。此外,这些方法大多是针对某个批次设备整体的寿命预测,很少涉及到对单个设备的寿命预测。

针对以上问题,本文提出了一种融合随机退化过程与失效率建模的设备剩余寿命预测方法。该方法首先将设备的退化过程建模为 Wiener 过程,然后利用 Cox 比例失效模型(Proportional Hazard Model)建模的方法融合设备退化过程对设备失效率的影响,由此达到利用设备历史监测信息的目的。进一步,通过 Bayes 方法,利用同一批设备的历史寿命数据或退化数据对 Wiener 过程的漂移系数和扩散参数进行估计,以此作为先验分布,然后融合单个设备的退化信息,对模型参数进行更新,实现对设备的剩余寿命的实时预测。从而实现设备历史数据与当前数据的有效融合。

1 建立模型

设备能够获取的数据既包含了同批次设备的历史数据,也包含了当前设备的退化数据。根据这些数据的不同特点,可以将建模过程分为两个部分。

1.1 退化过程建模

设有 N 个设备的历史退化数据或寿命数据,对于设备 $i(i=1,2,\dots,N)$,利用 Wiener 过程对其退化过程建模,即

$$X_i(t) = \lambda_i t + \sigma B(t) \quad (1)$$

式中: $X_i(t)$ 为设备 i 在 t 时刻的退化量; $B(t)$ 为标准布朗运动,且有 $B(t) \sim N(0,t)$; λ_i 为漂移系数,并有 $\lambda_i \sim N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2)$; σ 为扩散参数。

由于测试过程中存在着测量误差,因此有

$$Y_i(t) = X_i(t) + \varepsilon_i \quad (2)$$

式中: $Y_i(t)$ 为实际的监测值; ε_i 为测试误差,服从正态分布 $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$,并且与其他变量独立。在历史数据中,记设备的记录时间为 V_i ,并且满足 $V_i = \min\{T_i, C_i\}$, T_i 为设备的失效时间, C_i 为设备的最后监测时间。这批设备中,有 M 个设备发生了失效。同时在 $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in}$ ($t_{in} \leq V_i$) 时刻,测得了设备 i 的 n_i 个退化量,记为 $Y_i^h =$

$(Y_i(t_{i1}), Y_i(t_{i2}), \dots, Y_i(t_{in}))$ 。

1.2 失效率建模

常用的失效率建模方法主要是利用 Cox 比例失效模型进行建模^[8]。类似于文献[9]的建模方法,结合本文退化过程为 Wiener 过程的情况,建立如下比例失效率模型

$$h_i(t) = h_0(t) \exp[\beta X_i(t)] \quad (3)$$

式中: $h_i(t)$ 为设备 i 的失效率; $h_0(t)$ 为基准失效率,常取为 Weibull 基准失效率的形式,即 $h_0(t) = (m/n)(t/n)^{m-1}$; β 为 Cox 比例失效模型中的比例参数。在式(3)中, $h_0(t)$, β 与设备 i 无关,反映的是这一批设备的整体共有性质,而 λ_i 与设备 i 有关,反映的是单个设备的特性。

已知设备的失效率,则可以得到设备 i 的可靠度为

$$R_i(t) = \exp\left\{-\int_0^t h_i(u) du\right\} \quad (4)$$

由以上模型的分析可知,首先根据历史数据,可以对参数进行估计,得到相应的估计值,作为参数的先验估计,然后在线建模阶段,利用离线阶段得到的参数作为随机参数的先验估计,融合实际监测设备的退化信息,对相关参数进行更新,从而得到参数的验后估计。最后,根据式(4)计算即可得到设备可靠度,进而可求解预测的剩余寿命。

2 模型参数估计

2.1 参数估计

由前一节建立的模型可知,需要估计的参数有 $h_0(t), \beta, \mu_\lambda, \sigma_\lambda^2, \sigma, \sigma_\varepsilon^2$, 记为 $\Theta = \{h_0(t), \mu_\lambda, \sigma_\lambda^2, \sigma_\varepsilon^2, \sigma, \beta\}$ 。

首先,根据设备的历史数据,构造似然函数

$$L_1(m, n, \beta) = \prod_{i=1}^M f_i(V_i) \prod_{j=M+1}^N R_j(V_j) = \prod_{i=1}^M h_i(V_i) R_i(V_i) \prod_{j=M+1}^N R_j(V_j) = \prod_{i=1}^M h_i(V_i) \prod_{j=1}^N R_j(V_j) \quad (5)$$

式中, $f_i(V_i)$ 为设备 i 在 V_i 时刻的失效概率密度。

将式(1), (3), (4)代入式(5)并取对数,可得对数似然函数

$$\ln L_1 = M \ln\left(\frac{m}{n}\right) + \sum_{i=1}^M \ln\left(\frac{V_i}{n}\right)^{m-1} + \sum_{i=1}^M \beta X_i(V_i) - \sum_{i=1}^M \int_0^{V_i} \exp(\beta X_i(u)) d(u/n)^m \quad (6)$$

由于 $Y_i(t) = X_i(t) + \varepsilon_i = \lambda_i t + \sigma B(t) + \varepsilon_i$, 由文献[10]可知 Y_i 服从多变量正态分布,其均值和协方差可以表示为

$$\mu_{Y_i} = \mu_\lambda T_i \quad (7)$$

$$\Sigma_{Y_i} = \Omega_i + \sigma_\lambda^2 T_i T_i^T \quad (8)$$

式中: $\Omega_i = \sigma^2 Q_i + \sigma_e^2 I_{n_i}$, $Q_i = \begin{pmatrix} t_{i1} & \cdots & t_{i1} \\ \vdots & & \vdots \\ t_{in_i} & \cdots & t_{in_i} \end{pmatrix}$, I_{n_i} 表示 n_i

阶的单位阵; $T_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in_i})^T$ 。因此可以构造对数似然函数为

$$\ln L_2(\Theta | Y_i) = -\frac{1}{2} \ln(2\pi) \sum_{i=1}^N n_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (Y_i - \mu_\lambda T_i)^T \Sigma_i^{-1} (Y_i - \mu_\lambda T_i) \quad (9)$$

由式(6)和(9),根据极大似然估计法思想,即可求得参数的极大似然估计 $\hat{\Theta} = \{\hat{h}_0(t), \hat{\mu}_\lambda, \hat{\sigma}_\lambda^2, \hat{\sigma}_e^2, \hat{\sigma}, \hat{\beta}\}$ 。

2.2 参数更新

为了实现对设备的剩余寿命预测,需要对估计的参数进行实时更新。前文已经提到 $h_0(t)$, β 与设备 i 无关,因此,本文主要需对 λ_i 进行更新,从而实现对该设备的实时剩余寿命预测。

对于正在运行的设备 p ,需要预测该设备在 t^* 时刻的剩余寿命,那么有:在 $t_{pm} \leq t^*$ 时刻,已经获得了该设备的 m 个退化量,记为 $Y_p^* = (Y_p^*(t_{p1}), Y_p^*(t_{p2}), \dots, Y_p^*(t_{pm}))^T$ 。本文利用 Bayes 方法对模型的参数进行更新,具体过程如下。

由 2.1 节的参数估计,可以计算得到 λ_p 的先验分布中超参数的极大似然估计,从而得到 λ_p 的先验分布,即 $\pi(\lambda_p) = N(\hat{\mu}_\lambda, \hat{\sigma}_\lambda^2)$ 。那么,基于 Y_p^* ,利用 Bayes 定理可得参数 λ_p 的后验分布

$$f(\lambda_p | Y_p^*) = f(Y_p^* | \lambda_p) \times \pi(\lambda_p) \quad (10)$$

由式(7),(8),(10)可得 $f(Y_p^* | \lambda_p)$ 服从多变量正态分布,即 $Y_p^* \sim N(\lambda_p T_p, \Sigma_{Y_p})$ 。由此,可推导出 λ_p 的后验分布: $f(\lambda_p | Y_p^*) = N(\hat{\mu}_\lambda^*, \hat{\sigma}_\lambda^{*2})$ 。其中

$$\begin{cases} \hat{\mu}_\lambda^* = (T_p^T \Sigma_{Y_p}^{-1} T_p + \hat{\sigma}_\lambda^2)^{-1} (\frac{\hat{\mu}_\lambda}{\hat{\sigma}_\lambda^2} + T_p^T \Sigma_{Y_p}^{-1} Y_p^*) \\ \hat{\sigma}_\lambda^{*2} = (T_p^T \Sigma_{Y_p}^{-1} T_p + \hat{\sigma}_\lambda^2)^{-1} \end{cases} \quad (11)$$

具体推导过程略。

3 剩余寿命预测及可靠性分析

由前文得到所有参数的估计量 $\hat{\Theta}$ 以后, t^* 时刻设备失效率的可靠度函数通过全概率公式

$$R(t | t^*) = \int \exp\left\{-\int_{t^*}^t \hat{h}_0(u) \exp[\beta X_p(u)] du\right\} \cdot f(\lambda_p | Y_p^*) d\lambda_p \quad (12)$$

直接求解比较复杂,这里给出一种近似但简捷的求解方法。由于 λ_p 服从正态分布,因此,由式(1)可知 $\beta X_p(t)$ 也是服从正态分布的。那么,直接有 $\exp[\beta X_p(t)]$ 服从

对数正态分布,且

$$E[\hat{h}_i(t)] = E\{\hat{h}_0(t) \exp[\beta X_p(t)]\} = \hat{h}_0(t) \exp[\hat{\beta} \hat{\mu}_\lambda^* t + \frac{1}{2} \hat{\beta}^2 (t^2 \hat{\sigma}_\lambda^{*2} + t \hat{\sigma}^2)] \quad (13)$$

则设备的可靠度为

$$\hat{R}(t | t^*) = \exp\left\{-\int_{t^*}^t \hat{h}_0(u) \exp[\hat{\beta} \hat{\mu}_\lambda^* u + \frac{1}{2} \hat{\beta}^2 (u^2 \hat{\sigma}_\lambda^{*2} + u \hat{\sigma}^2)] du\right\} \quad (14)$$

值得注意的是,由式(13)可以看出,当 $t = t^*$ 时,可靠度 $R(t^* | t^*) = 1$,这是符合实际情况的,因为在 t^* 时刻对设备进行寿命预测时,设备是正常工作的,是可靠的。同时考虑一种特殊情况,当 $t^* = 0$ 时,此时对参数 $\hat{\mu}_\lambda, \hat{\sigma}_\lambda$ 没有更新,可以用 λ_p 的先验分布 $\pi(\lambda_p)$ 作为后验分布,而这时估计的结果反映的是设备历史数据的整体信息。

由可靠度函数可以得到设备 p 的平均剩余寿命为

$$M_{MNL}(t^*) = E(T - t^* | t^*) = \int_{t^*}^{\infty} R(u | t^*) du \quad (15)$$

4 实例验证

根据文献[11]提供的 GaAs 激光发生器的退化数据,对本文提出的融合预测方法进行应用验证。GaAs 激光发生器退化测试数据的曲线如图 1 所示。

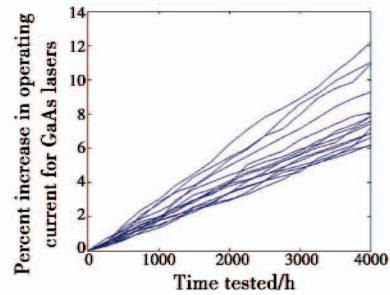


图1 GaAs 激光发生器的退化轨迹

Fig. 1 Degradation data of GaAs laser

由退化曲线可以看出,激光发生器的退化曲线具有良好的线性性质,因此用 Wiener 过程对其进行建模是可行的。

为验证本文提出方法的可行性,将文献中的一组数据单独取出,作为需要对其进行寿命预测的对象,将剩下的 14 组数据作为其同批设备的历史信息,进行离线建模。由前文所提出的方法可以得到离线建模阶段参数的估计值如表 1 所示。

表 1 离线模型参数估计值

Table 1 Estimated value of parameters in offline model

$\hat{\mu}_\lambda$	σ_λ	σ	σ_e	m	n	β
0.002	0.000 4	0.011 1	0.002 7	5.52	5 822.3	0.15

对于要进行寿命评估的激光器,其相关的退化数据如表 2 所示。由文献[12]假定激光器在退化量超过 10 时即为失效,因此,在失效阈值为 10 的情况下,该激光器的实际失效时间在 3250 ~ 3500 h。根据该激光器的退化数据,选取不同的时刻,对模型中的参数进行更新,得到其寿命。在不同时刻对该激光器预测所得到的可靠度以及寿命如图 2 和表 3 所示。

表 2 待预测激光器的监测时间及相应的退化量

Table 2 Testing time and degradation data of the laser to be predicted

Time/h	250	500	750	1000	1250	1500	1750	2000
Degradation data	0.41	1.49	2.38	3	3.84	4.5	5.25	6.26
Time/h	2250	2500	2750	3000	3250	3500	3750	4000
Degradation data	7.05	7.8	8.32	8.93	9.55	10.45	11.28	12.21

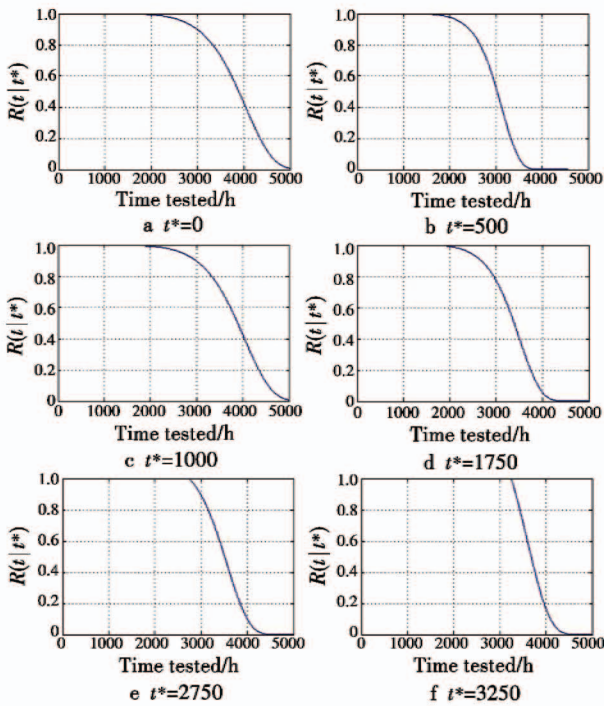


图 2 不同 t^* 下的可靠度

Fig. 2 Reliability under different t^*

表 3 不同 t^* 下的 $\hat{\mu}_\lambda^*$, $\hat{\sigma}_\lambda^{2*}$ 及平均剩余寿命和平均寿命

Table 3 $\hat{\mu}_\lambda^*$, $\hat{\sigma}_\lambda^{2*}$, mean remaining useful life and mean time to failure under different t^*

t^*	$\hat{\mu}_\lambda^*$	$\hat{\sigma}_\lambda^{2*}$	MRL/h	MTTF/h
0	0.002	1.6E-7	3571	3571
500	0.008 1	4.06E-7	2 478.9	2 978.9
1000	0.006 5	2.83E-7	2 211.5	3 211.5
1750	0.005 9	2.3E-7	1 587.1	3 337.1
2750	0.005 6	2.04E-7	663.6	3 413.6
3250	0.005 4	1.98E-7	227.4	3 477.4

由表 3 的数据可以看出,不同时刻下预测的剩余寿命是不同的,并且 t^* 越大,预测得到的剩余寿命与实际情况越接近,这是因为 t^* 越大,对于当前预测个

体的退化信息了解得越多,因此对预测个体的退化信息了解得越多,预测更加接近实际情况。 $t^* = 0$ 时,对要预测的设备没有任何了解,反映出来的结果只包含了先验信息,即反映了同批设备整体的寿命情况,不能反映该设备的特有情况。此外,不同失效阈值对 V_i 有所影响,尤其是在没有硬失效的情况下,不同的失效阈值将会影响设备剩余寿命预测的结果。因此,进行寿命预测时应选取合适的失效阈值,而且将 t^* 取得大一些,以便于尽可能多地获取设备的退化信息。

5 结束语

本文对于退化过程为 Wiener 过程的设备,采用 Cox 比例失效模型进行建模,然后通过 Bayes 方法融合设备历史退化数据和当前退化数据,对模型参数进行了更新,从而提高预测精度。实例分析表明,在存在足够的历史试验、维修等历史数据信息并且已经获得了设备的当前退化信息时,采用本文方法所得到的结果与实际情况是比较接近的,说明本文提出的方法是有效、可行的。

参考文献

- [1] 周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京:清华大学出版社,2000. (ZHOU D H, YE Y Z. Modern fault diagnosis and fault tolerant control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.)
- [2] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New York: John Wiley & Sons, 2008.
- [3] JARDINE A K S, LIN D, BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7):1483-1510.
- [4] WANG X. Wiener processes with random effects for degradation data[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2010, 101(2):340-351.
- [5] 赵建印,刘芳,孙权,等. 基于性能退化数据的金属化膜电容器可靠性评估[J]. 电子学报,2005, 33(2):378-381. (ZHAO J Y, LIU F, SUN Q, et al. Reliability estimate of meta-lized-film pulse capacitor from degradation data[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2):378-381.)
- [6] SI X S, WANG W, HU C H, et al. Remaining useful life estimation: a review on the statistical data driven approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1):1-14.
- [7] 彭宝华,周经伦,孙权,等. 基于退化与寿命数据融合的产品剩余寿命预测[J]. 系统工程与电子技术,2011, 33(5):1073-1078. (PENG B H, ZHOU J L, SUN Q, et

- al. Residual lifetime prediction of products based on fusion of degradation data and lifetime data [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(5):1073-1078.)
- [8] COX D R. Regression models and life-tables [J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1972, 34: 187-220.
- [9] ZHOU Q, SON J B, ZHOU S Y. Remaining useful life prediction of individual units subject to hard failure[J]. *IIE Transactions*, 2014, 46(10):1017-1030.
- [10] 司小胜, 胡昌华, 周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命估计[J]. *自动化学报*, 2013, 39(5):530-541. (SI X S, HU C H, ZHOU D H. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5):530-541.)
- [11] MEEKER W Q, ESCOBAR L A. *Statistical methods for reliability data*[M]. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [12] 邓爱民, 陈循, 张春华, 等. 基于性能退化数据的可靠性评估[J]. *宇航学报*, 2006, 27(3):546-552. (DENG A M, CHEN X, ZHANG C H, et al. Reliability assessment based on performance degradation data[J]. *Journal of Astronautics*, 2006, 27(3):546-552.)
-
- (上接第 106 页)
- [12] 曹菲, 杨小冈, 缪栋, 等. 景象匹配制导基准图选定准则研究[J]. *计算机应用研究*, 2005, 37(5):137-139. (CAO F, YANG X G, MIAO D, et al. Study on reference image selection roles for scene matching guidance[J]. *Application Research of Computers*, 2005, 37(5):137-139.)
- [13] 刘中华, 王晖, 陈宝国. 景象匹配区选取方法研究[J]. *计算机技术与发展*, 2013, 23(12):128-133. (LIU Z H, WANG H, CHEN B G. Research on selection for scene matching area[J]. *Computer Technology and Development*, 2013, 23(12):128-133.)
-
- (上接第 111 页)
- [15] FUHNANN D R, ANTONIO G S. Transmit beamforming for MIMO radar systems using signal cross-correlation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(1):171-186.
- [16] YANG Y, BLUM R S. MIMO radar waveform design based on mutual information and minimum mean-square error estimation [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(1):330-343.
- [17] WANG Y, WANG X, LIU H, et al. On the design of constant modulus probing signals for MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8):4432-4438.
- [18] CHEN C Y, VAIDYANATHAN P P. MIMO radar ambiguity properties and optimization using frequency-hopping waveforms[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(12):5926-5936.
- [19] TANG B, TANG J, PENG Y N. MIMO radar waveform design in colored noise based on information theory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(9):4684-4697.
- [20] 张远安, 张春荣, 强勇. MIMO 雷达正交相位编码信号设计及分析[J]. *火控雷达技术*, 2012, 41(1):50-55. (ZHANG Y A, ZHANG C R, QIANG Y. Design and analysis of MIMO radar orthogonal phase-coding signal [J]. *Fire Control Radar Technology*, 2012, 41(1):50-55.)

声 明

本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、北京万方数据股份有限公司、重庆维普资讯有限公司等在其网络平台和系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊全文, 著作权使用费与本刊稿酬一并支付。作者向本刊提交文章发表的行为即视为同意我部上述声明。