doi: 10.7690/bgzdh.2024.01.013

基于 SVM 的装备费用估算

王江为[1]，王馨懿[2]
（1. 陆军勤务学院国防经济系，重庆 401331；2. 湖北经济学院信息与工程通信学院，武汉 430205）

摘要：针对传统建模方法无法解决“小样本、高维度、非线性”类大型复杂装备系统装备的费用估算问题，提出基于支持向量机(support vector machine，SVM)的方法。针对 SVM 方法固有的缺陷进行优化改进。结果表明，该方法为装备全寿命费用估算做了有益探索。

关键词：SVM；特性指标；VC 维；装备费用估算
中图分类号：E920.8　　**文献标志码**：A

Equipment Cost Estimation Based on Support Vector Machine

Wang Jiangwei[1], Wang Xinyi[2]
(1. *Department of National Defense Economy*, *Army Logistics Academy*, *Chongqing* 401331, *China*;
2. *School of Information and Engineering Communication*, *Hubei University of Economics*, *Wuhan* 430205, *China*)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional modeling method can not solve the cost estimation of large complex equipment system with “small sample, high dimension, nonlinear”, a method based on support vector machine (SVM) is proposed. Aiming at the inherent defects of the SVM method, the optimization and improvement are carried out. The results show that this method is a useful exploration for equipment life cycle cost estimation.

Keywords: SVM; characteristic index; Vapnik-Chervonenkis dimension; equipment cost estimation

0　引言

现代装备设计制造企业要在激烈的市场竞争中取得优势，需要满足用户在功能、质量、价格、交货、服务和环保等各方面的要求。在降低用户初期采购费用的同时，还要尽可能地降低用户使用和维修保障成本；因此，必须非常重视装备的寿命周期费用(即装备费用)。

1　装备费用估算

装备费用指装备产品在研制、设计、生产、销售、使用和维修保障过程中导致相关各方所发生的全系统、全过程、全寿命的费用支出。

装备费用估算是用于对装备设计、使用和维修保障等方面可供选择的方案进行费用估算、分析，并寻求最佳费效方案的一种系统评估分析方法。

1.1　装备费用估算的意义

装备费用的估算对于装备系统的优化设计和权衡决策及装备的选型具有十分重要的意义。通过装备费用的估算，使用户和研制生产方都能明晰装备系统全寿命周期内所发生的费用及分布。在论证阶段，费用估算可以为用户通过效费权衡决策确定装备效能指标提供决策依据；在方案阶段，费用估算可帮助用户和设计者对拟用的诸方案的费用进行估算和分析，以确定最佳费效方案；在工程研制阶段，详细的费用估算能够使设计人员发现影响费用的主要影响因素，有效地促使研制方改进装备的 RMS 特性，进而降低装备的全寿命费用；在生产和使用阶段，费用估算可用于找寻现有装备系统设计改进方案；同时，通过整理归纳历史数据，为以后装备费用估算做好样本收集。

1.2　装备费用估算方法

基于以上原因，需针对装备系统各个组成部分、各个阶段特点的不同，采用不同的费用估算方法。当前比较成熟的装备费用估算方法较多，如统计回归分析法、灰色系统预测法、BP(back propagation)网络神经法等。这些方法都具有各自优缺点和特定适用范围，不同的装备系统、不同的费用元素、不同的寿命周期阶段适用于不同的费用估算方法。

实践表明，当前最常用的装备费用估算方法，比如统计回归分析方法、神经网络模拟方法等都需要大量装备费用样本数据的支持。这些方法模型都是建立在传统经验风险最小化的基础上，企图通过无限样本数据对装备费用与影响装备费用的各特性指标之间的关系进行无穷逼近。在实际工作中，装

收稿日期：2023-09-21；修回日期：2023-10-25
第一作者：王江为(1973—)，男，湖北人，硕士。

备费用数据肯定是有限的、也是非线性的；因此，采用传统方法所构建的装备费用估算模型在费用估算时表现不佳。基于此，需要探索一种支持“小样本、高维度、非线性”条件下的装备费用估算方法。近年来迅速发展的统计学习理论及支持向量机(SVM)技术较好地解决了这一需求。

SVM 可成功地解决特性指标高维度问题和目标函数局部极值问题，能把装备费用估算过程中面临的“小样本、高维度、非线性”问题转化成一个凸二次规划方程去求解，解决了线性规划所需样本不足、灰色理论无法反溯费用产生的诱因、神经网络法在推演过程中出现过拟合、局部极小值等问题[1]。

2　装备费用估算问题的数学表达

装备费用估算首先是在归集整理装备费用历史数据的基础上，寻求装备系统各特性指标与装备费用之间的相互关系，然后将待测装备系统的特性指标代入这种相互关系中，反过来对装备费用做出尽可能准确、快速的预测。

在此，假定所采集到的有效样本集为：$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_l, y_l)$，其中：$x_i \in R^N$，$y_i \in R$。式中：$x_i$ 为装备系统的特性指标；y_i 为费用值；l 为样本数量。那么装备费用估算问题可以转换成数学方式表达，即：在函数集$\{f(x, w)\}$中，依据特定算法(历史经验)检索到装备费用估算函数 $f(x, w_0)$，可以使费用估算的期望风险 $R(w)$[1-2]降到可以接受的阈值内(甚至是最小)。

$$R(w) = \int L(y, f(x, w)) dP(x, y)\text{。} \tag{1}$$

式中：$\{f(x, w)\}$为估算函数集；w 为函数的参数；$L(y, f(x, w))$为损失函数，表示估算函数 $f(x, w)$与费用值 y 之间的偏离值[3]。

传统的统计回归分析方法和神经网络方法都采用经验风险泛函数 $R_{\text{emp}}(w)$来代替费用估算期望风险 $R(w)$，通过 $R_{\text{emp}}(w)$最小来获得最佳装备费用估算模型。

$$R_{\text{emp}}(w) = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l} L(y_i, f(x_i, w))\text{。} \tag{2}$$

经验风险 $R_{\text{emp}}(w)$要逼近期望风险 $R(w)$，必须满足统计学习一致性和快速收敛的 3 个必不可少的条件[1]：

1) 确定经验风险 $R_{\text{emp}}(w)$最小化一致性的充分条件是：$\lim\limits_{l\to\infty}\frac{H(l)}{l} = 0$，式中 H(l)为指示函数集在样本数 l 上的 VC 熵。

2) 经验风险函数 $R_{\text{emp}}(w)$快速收敛的充分条件是：$\lim\limits_{l\to\infty}\frac{H(l)}{l} = 0$，式中 $H_{\text{ann}}(l)$为退火的 VC 熵。

3) 对任何分布经验风险最小化一致性的充分必要条件：$\lim\limits_{l\to\infty}\frac{G(l)}{l} = 0$，式中 $G(l)$为函数集的生长函数。

这说明只有当样本数 l 趋向无穷大时，采用经验风险函数 $R_{\text{emp}}(w)$最小化准则条件下所获得的模型才是最佳费用估算模型；但实际工作中，装备费用样本数肯定是有限的，甚至是严重不足，所以经验风险函数 $R_{\text{emp}}(w)$最小并不能保证期望风险函数 $R(w)$也最小[2]。

在这种情况下，用经验风险函数 $R_{\text{emp}}(w)$最优来替代期望风险的最优 $R(w)$是不正确的。Vapnik 证明了期望风险 $R(w)$满足一个上限阈值，即任取 η 满足 $0 \leqslant \eta < 1$，下列边界以概率 $1-\eta$ 成立：

$$R(w) \leqslant R_{\text{emp}}(w) + \sqrt{h\left[\ln(2l/h) + 1 - \ln(\eta/4)\right]/l}\text{。} \tag{3}$$

式中：h 为学习机的 VC 维(vapnik-chervonenkis dimension)；l 为装备费用估算样本的数量。

综上所述，装备费用估算模型的实际风险主要来源：1) 经验风险 $R_{\text{emp}}(w)$；2) 置信范围 η。而这 2 个因素又是一对矛盾体，在装备费用样本数量 l 一定时，VC 维越多，装备费用与装备系统特性指标之间的关系就越复杂，装备费用估算的置信范围 η 就会越大。所以在实际操作中，一方面要兼顾经验风险 $R_{\text{emp}}(w)$，使之最小，目的是提高装备费用估算的“准确性”；另一方面要尽可能让 VC 维降低，目的是简化装备费用估算时计算的复杂度，提高估算的“时效性”。需要根据有限的样本信息在装备费用估算的“准确性”和“时效性”之间取得一个可以接受的最佳平衡点，以获得期望风险 $R(w)$的最优化，在本领域把这个过程称为结构风险最小化准则[4-5]。

3　基于 SVM 的装备费用估算

SVM 理论就是以结构风险最小化准则为基础发展起来的，它最初研究的是模式识别中按照一定的方法对研究对象进行线性分类，进而寻求最佳分类方式而推演出的一种方法[6]。如图 1 所示，菱形和圆圈分别代表不同类型的 2 类样本，虚实 2 种分割线都能正确地将 2 类样本分开，即都能保证使经验风险 $R_{\text{emp}}(w)$最小(为 0)，这样的分割线还有无限

多条，但只有实分割线使 2 类样本的间隙最大，把最接近实分割线的样本向量称为支持向量。

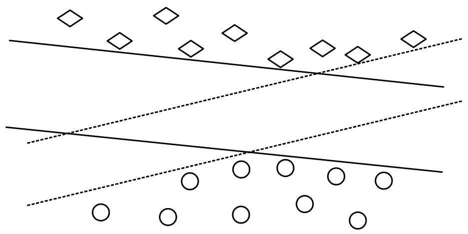

图 1　支持向量机原理

3.1　SVM 的装备费用估算模型构建

装备费用估算实际上还是一种回归估算问题，为将回归 SVM 思想融合到回归估算中[7]，需要引入不灵敏损失函数 ε，即：

$$L(y,f(x,\alpha))=L(|y-f(x,\alpha)|_{\varepsilon})=|y-f(x,\alpha)|_{\varepsilon}\text{。}$$

在实际问题处理时，如果实际值和预测值之差＜ε，可认为其损失＝0。

对于给定样本集$\{x_i, y_i\}$，i=1, 2, …, l，$x_i\in R^n$，$y_i\in R$，在线性条件下，SVM 可描述为凸优化问题：

$$\min J=\tfrac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i-1}^{l}(\xi_i+\xi_i^*)\text{；}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}y_i-w\bullet x_i-b\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ w\bullet x_i+b-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i^*\end{cases}i=1, 2, \cdots, l\text{。}\tag{4}$$

引入 Lagrange 函数，规划问题式(4)可转化为新的最优规划问题：

$$\max W(\alpha,\alpha^*)=-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)^{\mathrm{T}}(x_i\bullet x_j)(\alpha_j^*-\alpha_j)+\sum_{i,i=1}^{l}y_i(\alpha_i^*-\alpha_i)-\varepsilon\sum_{i=l}^{l}(\alpha_i^*+\alpha_i)\text{；}$$

$$\text{s.t.}\sum_{i-1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\text{；}\quad 0\leqslant\alpha_i,\ \alpha_i^*\leqslant C\ i=1, 2, \cdots, l\text{。}$$

利用二次规划，可得线性条件下装备费用估算函数为：

$$f(x)=w\bullet x+b=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)(x_i\bullet x)+b\text{。}\tag{5}$$

由阶优化(karush-kuhn-tucker，KKT)条件可知，Lagrange 乘子 α、α^*及阈值 b 满足：

$$\left.\begin{aligned}&\alpha_i(\varepsilon+\xi_i-y_i+w\bullet x_i+b)=0\\&\alpha_i^*(\varepsilon+\xi_i^*+y_i-w\bullet x_i+b)=0\\&(C-\alpha_i)\xi_i=0\\&(C-\alpha_i^*)\xi_i^*=0\end{aligned}\right\}\text{；}$$

$$0\leqslant\alpha_i,\ \alpha_i^*\leqslant C\ i=1, 2, \cdots, l\text{。}\tag{6}$$

式中 α, α^*的值大多数为 0。当 α, α^*为非 0 时，所对应的装备费用样本就是支持向量。

对非线性费用估算建模问题，可以通过核函数把向量 $\boldsymbol{x}$ 映射到某个高维特征空间中，这样非线问题就转化为在变换空间里求最优线性回归问题，即：

$$\min\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{l}\sum_{j=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)^{\mathrm{T}}k(x_i\bullet x_j)(\alpha_j-\alpha_j^*)-\sum_{i,i=1}^{l}y_i(\alpha_i-\alpha_i^*)+\varepsilon\sum_{i=l}^{l}(\alpha_i^*+\alpha_i)\text{；}$$

$$\text{s.t.}\sum_{i-1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\text{；}\quad 0\leqslant\alpha_i,\ \alpha_i^*\leqslant C\ i=1, 2, \cdots, l\text{。}$$

对其进行变换求解，可得非线性条件下的最优装备费用估算模型为：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)k(x_i\bullet x)+b\text{。}\tag{7}$$

式中 $k(x_i, x)$为核函数，根据 Mercer 条件：$k(x_i,x)=\varphi(x_i)\bullet\varphi(x)$，$\varphi(\bullet)$是一个非线性变换函数，主要作用是把训练数据进行变换，以便跟高维特征空间数据进行有效关联，这种变换关联虽然比较复杂，但无需知道这种变换以及高维特征空间的具体形式，只需用内积运算就可以完成这种非线性的转换[8]。目前常用的核函数主要有：

1) 线性核函数：$K(x_i, x)=x_i\bullet x$；

2) 多项式核函数：$K(x_i, x)=[x_i\bullet x+1]^q$，$q$=1, 2, …, n；

3) 径向基核函数：$K(x_i,x)=\exp(-|x_i-x|^2/\sigma^2)$；

4) 多层神经网络核函数：$K(x_i, x)=\tanh(v(x_i, x)+c)$。

3.2　SVM 的装备费用估算模型优缺点

通过以上分析，可以清楚地看到采用 SVM 方法所构建的装备费用估算模型与其他方法相比，可以很好地处理小样本、高维度、非线性等问题。具体地说，它主要具有以下优点：

1) 具有解的稀疏性，因为多数最优值 α＝0，可以很好地排除无用的样本数据干扰，有效提高装备费用估算的速度与精度，解决了“小样本”问题难题[9]。

2) SVM 的装备费用估算最终目的是基于现有的装备费用样本数据来估算装备费用，这是一个有限条件下的最优解，而不是无穷装备费用样本数据下的最优解，所以基于 SVM 的装备费用估算实现了结构风险的最优解，这种思想使模型具有较强的样本分类能力。

3) 由式(7)可知，SVM 的装备费用估算法将非线性问题转化成为二次规划求解，这个最优解具有系统唯一性，从而较好地解决了很多算法模型中无法规避的局部极值问题。

4) 在 SVM 的装备费用估算中，通过选取不同的核函数，可以完成原始空间非线性样本数据到高维特征空间线性样本数据的转换，从而非常适合于处理“非线性、高维度”问题。

虽然基于 SVM 所构建的装备费用估算方法具有以上优点，但不可否认的是，SVM 技术本身还不完善，主要表现在：

1) VC 维的确定至今没有一个统一的方法，致使最终的装备费用估算结果受人为因素影响较大，具有一定的不确定性。

2) 估算过程中，惩罚系数 C、不灵敏损失参数 ε、核函数的选择等都没有统一规定，同样会导致装备费用估算结果的准确性受到经验与主观影响。

3) 需要不断试算，模型特别是二次规划的求解，计算量大，过程复杂，不能达到快速估算的要求。

基于 SVM 的装备费用估算在处理小样本、高维度、非线性方面的优势明显，但由于该方法不完善的地方也较多，一定程度上影响了 SVM 方法的应用。在装备费用估算实际工作中，还需根据用户需求、装备系统的特点及所采集的样本数据情况等，对 SVM 方法进行改进优化。

3.3　SVM 装备费用估算模型优化

在 SVM 中，其损失函数采用的是二次损失函数，在求解过程中涉及二次规划求解，当模型较大时，计算量将成几何倍数增加，费用估算速度难以满足需求，所以有必要对 SVM 算法进行优化。

最小二乘支持向量机(least-square SVM，LS-SVM)可有效解决这一问题。由于 SVM 方法采用的是不等式约束条件，在费用估算中无法规避二次规划求解，计算量繁杂。LS-SVM 通过优化特性指标项，把约束条件变换成等式约束，将复杂的问题简化成求解线性方程组[4,10]，极大降低了模型的计算量，提升了装备费用估算速度。

LS-SVM 的装备费用估算中，在遵循结构风险最小化准则的基础上，给定装备费用历史数据集：

(x_1, y_1)，i=1, 2, ⋯, l，其中：$x_1 \in R^N$，$y_i \in R$。

其费用估算建模问题转化为约束优化问题：

$$\min J(w,e)=\frac{1}{2}w^{\mathrm T}w+\frac{C}{2}\sum_{i=1}^{l}e_i^2 \text{；}$$

$$\text{s.t.}\, y_i=w^{\mathrm T}\varphi(x_i)+b+e_i,\quad i=1,2,\cdots,l \text{。} \tag{8}$$

式中 $\varphi(\bullet)$为装备费用样本数据集从输入原始空间到高维特征空间的非线性映射。

在此，同样运用 Lagrange 函数，把约束优化问题式(8)转化成无约束优化，即：

$$L(w,\ b,\ e,\ \alpha)=J(w,\ e)-\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\left\{w^{\mathrm T}\varphi(x_i)+b+e_i-y_i\right\}\text{。} \tag{9}$$

根据 KKT 条件，有：

$$\partial L/\partial w=0\Rightarrow w=\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\varphi(x_i)\text{；}$$

$$\partial L/\partial b=0\Rightarrow\sum_{i=1}^{l}\alpha_i=0\text{；}\partial L/\partial e=0\Rightarrow\alpha_i=Ce_i\text{；}$$

$$\partial L/\partial\alpha_i=0\Rightarrow\alpha_i\left\{w^{\mathrm T}\varphi(x_i)+b+e_i-y_i\right\}=0\text{。} \tag{10}$$

求解式(10)，可得：

$$\begin{bmatrix}0 & el^{\mathrm T}\\ el & Q+C^{-1}I\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\ a\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\ y\end{bmatrix}\text{。} \tag{11}$$

式中：$y=(y_1,\ y_2,\ \cdots,\ y_l)^{\mathrm T}$；$el=(l_1,\ l_2,\ \cdots,\ l_l)^{\mathrm T}$；$\alpha=(\alpha_1,\ \alpha_2,\ \cdots,\ \alpha_l)^{\mathrm T}$；$Q_{ij}=\varphi(x_i)\bullet\varphi(x_j)=k(x_i,\ y_j)$，$i, j=1, 2, \cdots, l$。

基于 LS-SVM 的装备费用估算模型为：

$$y(x)=\sum_{i=1}^{l}\alpha_iK(x,\ x_i)+b\text{。} \tag{12}$$

综上所述，基于 LS-SVM 的装备费用估算一般步骤如下：

1) 根据待估算装备系统的特性，对所采集的样本数据进行整理，确定 LS-SVM 的输入与输出；

2) 确定参数 C，选定核函数，并确定核函数中的相关参数，把样本数据输入到 LS-SVM 中进行训练；

3) 输入待测装备系统的特性指标值，对其费用进行估算，并予以记录，以便日后分析使用。

4　结束语

基于 SVM 的装备费用估算，虽然可以解决“小样本、高维度、非线性”等问题，但 SVM 技术本身并不完善，估算模型特别是二次规划的求解过程非常复杂，为该方法的推广与使用设置了障碍。经过优化后的 LS-SVM 装备费用估算方法，通过优化特性指标项，变换约束条件，可以大大减少计算的复杂性，但由于求解结果的确定性，会丧失装备费用特性指标的稀疏性。

另外，由于装备系统是一个由相互联系、相互

制约的大量部件所组成的复杂大系统，任何一种装备费用估算方法都有其局限性，在实际工作中，众多学者在各自领域开发了许多其他模型，如基于BP网络估算模型、灰色理论估算模型、线性回归模型等；但无论哪种模型，都需根据具体装备系统的特征、历史数据的可用性、估算时限要求以及估算精度要求等灵活选用，有时单一采用某种费用估算模型并不能反映装备费用估算信息的全部，需综合运用多种估算模型对其进行组合估算以实现多种估算模型的优势互补，达到全面、真实反映装备系统费用构成的目的。

参考文献：

[1] 占勇. 基于支持向量机的电能质量分析和负荷建模研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.

[2] 曹琦. 复杂自适应系统联合仿真建模理论及应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2012: 26–28.

[3] 赵曰强. 防空导弹武器系统费效分析建模及方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.

[4] 张丽叶, 郑绍钰. 基于LS-SVM的装备研制费用建模与分析[J]. 兵工自动化, 2009, 28(2): 416–18, 21.

[5] 钟燕华. 基于PSO-LSSVM的建筑施工事故预测方法研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2018, 32(12): 157–161.

[6] 贾琦, 杨帆, 王铁宁. 基于灰色LS-SVM的装备器材需求预测模型[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(4): 170–174.

[7] 张敏芳, 陈建泗, 李少波, 等. 基于SVM/RVM的小样本装备软件成本估算[J]. 统计与决策, 2013(11): 92–94.

[8] 薛峰, 高尚. 基于SVM的武器装备批量生产成本费用模型[J]. 舰船科学技术, 2013, 35(1): 126–130.

[9] 周献振. 基于贝叶斯方法的可靠性评估研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.

[10] 张莹. 支持向量机加速训练算法研究[D]. 保定: 河北大学, 2010.

****

（上接第29页）

[2] 何冠松, 林聪妹, 刘佳辉, 等. TATB基PBXs界面黏结改善研究进展[J]. 含能材料, 2016, 24(3): 306–314.

[3] 刘晨, 蓝林钢, 陈华, 等. TATB基PBXs张开型裂纹起裂及扩展行为[J]. 含能材料, 2019, 27(3): 190–195.

[4] YEAGER J D, DATTELBAUM A M, ORLER E B, et al. Adhesive properties of somefluoropolymer binders with theinsensitive explosive 1, 3, 5-triamino-2, 4, 6-trinitrobenzene(TATB)[J]. Journal of Colloid & Interface Science, 2010, 352(2): 535–541.

[5] 李尚昆, 黄西成, 王鹏飞. 高聚物黏结炸药的力学性能研究进展[J]. 火炸药学报, 2016, 39(4): 1–11.

[6] SERKAN B H, ERDAL B, FIKRET P, et al. Mechanical properties of HTPB-IPDI-based elastomers[J]. Journal of Applied Polymer Science, 1997, 64(12): 2347–2354.

[7] 李媛媛, 南海. 国外浇注PBX炸药在硬目标侵彻武器中的应用[J]. 飞航导弹, 2012(11): 88–91.

[8] 郭姗姗, 林晓甜, 刘锦春. 硬段对PCL220N/PTMG1000聚氨酯弹性体性能的影响[J]. 特种橡胶制品, 2016, 37(1): 27–30.

[9] 易玉华. 聚氨酯弹性体的特点及应用开发[J]. 科技资讯原材料, 1998, 21(19): 25.

[10] 贾林才, 赵雨花. 聚ε–己内酯型热塑性聚氨酯弹性体的合成[J]. 弹性体, 2006, 16(2): 24–27.

[11] 钟发春, 傅依备, 尚蕾, 等. 聚氨酯弹性体的结构和力学性能[J]. 材料科学与工程学报, 2003, 21(2): 211–214.

[12] 史中行, 李侃旭, 张建航, 等. PTMG和PCL并用对聚氨酯弹性体性能的影响[J]. 热固性树脂, 2021, 36(6): 7–9, 19.

****

（上接第55页）

[13] 王晓宇, 杨海滨, 黄飓, 等. 一种用于高超声速风洞电加热器的带电测温装置: CN202021828873. 9[P]. 2021-01-01.

[14] 于博阳, 尹丽洁, 路明强, 等. 温度对生物质热解过程中传热特性的影响[J]. 工程热物理学报, 2021, 42(12): 3054–3059.

[15] 侯学青, 李斌, 姚蜜, 等. 现场服务型标准表法气体流量标准装置的研制[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(1): 288–294.