

直角坐标系下的水下被动目标跟踪 自适应卡尔曼滤波算法

石章松, 王树宗, 刘 忠

(海军工程大学兵器工程系, 湖北 武汉 430033)

摘要: 针对纯方位被动目标跟踪中, 直角坐标系下的扩展卡尔曼滤波器容易发散, 导致滤波精度很差的情况, 文章中提出了一种直角坐标系下自适应卡尔曼滤波算法, 对虚拟噪声进行了估计, 动态补偿观测模型的线性化误差, 削减系统的观测误差, 并对其滤波理论及其算法进行了研究和仿真, 结果表明, 该算法提高了滤波的稳定性、快速性和精确性, 优于一般的扩展卡尔曼滤波算法。

关键词: 被动目标跟踪; 自适应滤波; 虚拟噪声

中图分类号: O211 文献标识码: A 文章编号: 1000-3630(2004)03-0173-05

An adaptive Kalman filter algorithm used in the underwater passive target tracking in a Cartesian coordinate system

SHI Zhang-song, WANG Shu-zong, LIU Zhong

(Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Taking into account the instability and low accuracy of passive filters in bearings-only target tracking, a modified polar coordinate adaptive extended Kalman filter (MPAEKF) algorithm is presented. Virtual noise is estimated, and errors due to linearization are dynamically compensated for so that the system's observation error is reduced. The filtering theory and the algorithm are studied. Simulation results show that MPAEKF can improve the filter convergence and accuracy.

Key words: passive target tracking; adaptive filtering; virtual noise

1 引 言

纯方位目标跟踪是利用目标本身的有源辐射, 如电磁辐射、红外辐射、声波辐射等, 采用机动单站测向机测得运动目标的方位信息, 并利用这些随时间变化的目标方位序列来实时估计目标航迹(位置和速度等)的技术。纯方位目标跟踪问题中不可避免的非线性, 扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法就成了应用最为广泛的算法。Adlara 指出了直角坐标系内的扩展卡尔曼滤波器容易表现出不稳定行为, 并详细分析了产生这一现象的原因^[1]。

在直角坐标下, 系统的状态方程是线性的, 观测

方程是非线性的。EKF 算法就是在状态的预测值附近进行泰勒级数展开, 得到线性化的观测方程。这种线性化的方法必然会产生一定的线性化误差。同时, 由于目标的运动是未知的, 在目标作匀速运动的假设下, 目标的加速运动可以认为是另一种随机噪声, 这两部分误差合起来称为虚拟动态噪声。因此, 在 EKF 算法估计目标状态时, 虚拟噪声的估计是不容忽略的。常用的做法是将虚拟噪声假设为均值为零, 方差已知的随机噪声。经验表明, 这种粗略的做法会引入较大的误差, 估计效果不佳, 同时, 观测噪声的统计特性也是未知的, 在滤波过程中应该对观测噪声进行实时估计, 减小滤波误差。本文利用极大后验(MAP)噪声估计器 SAGE-HUSA^[3]对虚拟动态噪声和观测噪声进行估计, 动态补偿观测方程线性化误差和消减观测误差的影响, 并对算法进行了仿真, 结果表明, 该算法提高了滤波的稳定性、快速性和精确性, 优于一般的扩展卡尔曼滤波算法。

收稿日期: 2003-07-07; 修回日期: 2004-01-16

作者简介: 石章松(1975-), 男, 湖北阳新人, 博士研究生, 研究方向: 目标探测。

2 问题描述

在直角坐标系下, 观测站的运动状态向量记为, $X_W = [r_{xw} \ r_{yw} \ v_{xw} \ v_{yw}]^T$, 其中 r_{xw} 表示观测站 x 轴的位置分量; r_{yw} 表示观测站 y 轴的位置分量; v_{xw} 表示观测站 x 轴的速度分量; v_{yw} 表示观测站 y 轴的速度分量。

假设目标作匀速直线运动, 选择目标状态向量 $X_T = [r_{xt} \ r_{yt} \ v_{xt} \ v_{yt}]^T$ 。

目标与观测站之间的相对运动状态向量为 $X = [r_x \ r_y \ v_x \ v_y]^T$ 。目标与观测站之间的相对运动态势如图 1 所示, 目标相对观测站的相对状态为 $X = X_T - X_W$ 。

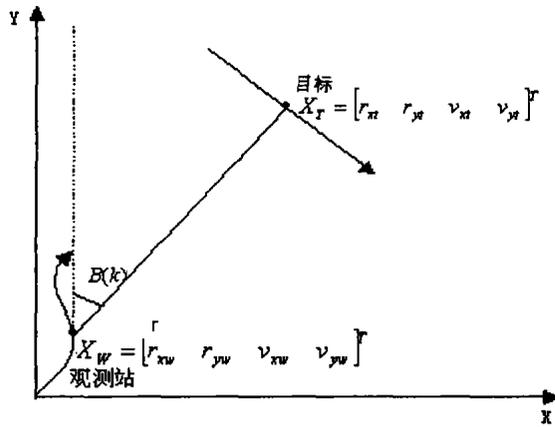


图 1 目标与观测站之间的相对运动态势图

在上述向量定义和标记的条件下, 系统的离散状态方程为:

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + U(k) + W(k) \tag{1}$$

其中, T 为系统采样时间间隔;

$$\Phi(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad U(k) = \begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ U_3(k) \\ U_4(k) \end{bmatrix}$$

$$U_1(k) = \int_0^T a_x \tau(T - \tau) d\tau, \quad U_2(k) = \int_0^T a_y \tau(T - \tau) d\tau$$

$$U_3(k) = \int_0^T a_x (T - \tau) d\tau, \quad U_4(k) = \int_0^T a_y (T - \tau) d\tau$$

式中 $a_x = a_{tx} - a_{wx}$, 表示相对运动的加速度在 x 轴的分量, a_{tx} 表示目标的加速度在 x 轴的分量, a_{wx} 表示观测站的加速度在 x 轴的分量; $a_y = a_{ty} -$

a_{wy} , 表示相对运动的加速度在 y 轴的分量, a_{ty} 表示目标的加速度在 y 轴的分量, a_{wy} 表示观测站的加速度在 y 轴的分量。

在目标作匀速运动的假设下, 有

$$a_{tx} = 0, \quad a_{ty} = 0$$

用 $W(k)$ 表示目标运动的随机扰动噪声, 其统计特性为: $E(W(k)) = q(k)$, $E(W(k)W^T(K)) = Q(k)$ 。

系统的观测方程为:

$$Z(k) = B(k) = \text{tg}^{-1}(r_x/r_y) + v(k) \tag{2}$$

式中, $v(k)$ 的均值为零, 方差为 δ_v^2 。

令: $h(X(k)) = \text{tg}^{-1}(r_x/r_y)$

$$\text{则有: } Z(k) = B(k) = h(X(k)) + v(k) \tag{3}$$

因此, 水下目标跟踪问题就是通过获得的方位序列 $\beta(0), \beta(1), \dots, \beta(k)$ 来估计出目标的运动状态。同时, 从观测方程可以看出, 这是一个非线性状态估计问题。目前在非线性状态估计中扩展卡尔曼滤波器是应用最为广泛的一种滤波器。

3 直角坐标系下的自适应扩展卡尔曼滤波算法

3.1 水下被动目标跟踪的扩展卡尔曼滤波算法

考虑式(1)和式(3)组成的非线性系统:

$$X(k+1) = \Phi(k+1, k)X(k) + U(k) + W(k)$$

$$Z(k) = h(X(k)) + v(k)$$

由于系统的状态方程式(1)为线性方程, 而观测方程式(3)是非线性方程。因此, 在状态的预测值 $X(k+1/k)$ 对非线性的观测方程进行泰勒级数展开, 保留一次项得到:

$$X(k+1) = f(X(k+1/k), k+1) +$$

$$\frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)} [X(k+1) - X(k+1/k)] + O(X(k+1)) + v(k)$$

其中, $O(X(k+1))$ 是状态 $X(k+1)$ 的高阶项。整理得到:

$$X(k+1) = \frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)} X(k+1) +$$

$$\{f(X(k+1/k), k+1) - \frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)} X(k+1/k) + O(X(k+1))\} + v(k) \tag{4}$$

令

$$H(k+1, k) = \frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)}$$

$$r(k+1) = \{ [f(X(k+1/k), k+1) -$$

$$\frac{\partial f}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)} X(k+1/k)] + O(X(k+1)) \} + v(k)$$

所以, 将 $H(k+1, k)$ 、 $r(k+1)$ 代入式(4)中, 得到:

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + r(k+1) \quad (5)$$

式(5)是一个线性的离散观测方程, $r(k)$ 可以认为是一个引入的虚拟观测噪声, 其统计特性为:

$$E(r(k)) = \hat{r}(k), \quad E(r(k)r^T(k)) = \hat{R}(k)$$

引入虚拟观测噪声 $r(k)$, 是由于观测噪声和线性化处理过程中的线性化误差的影响, 通过引入虚拟观测噪声 $r(k)$, 试图描述这两者的影响, 通常的做法是将 $r(k)$ 假设为均值为零、方差为 $\hat{R}(k)$ 的已知随机噪声。直角坐标下的系统运动观测方程经过一阶泰勒级数展开后, 利用扩展卡尔曼滤波技术, 可以得到直角坐标系下的扩展卡尔曼滤波器算法(算法框图如图 2 所示)。

算法过程如下:

确定初值 $X(0/0)$, $P(0/0)$ 。

状态预测:

$$X(k+1/k) = \Phi(k, k-1)X(k/k) + U(k)$$

预测方差:

$$P(k+1/k) = \Phi(k+1, k)P(k/k)\Phi^T(k+1, k) + Q(k)$$

新息: $\varepsilon(k+1/k) = Z(k+1) - X(k+1/k)$

滤波增益:

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1, k)(HP(k+1/k)H^T + R(k+1))^{-1}$$

状态滤波:

$$X(k+1/k+1) = X(k+1/k) + K(k+1)\varepsilon(k+1/k)$$

滤波方差:

$$P(k+1/k+1) = (I - K(k+1)H)P(k+1/k)$$

其中

$$H(k+1, k) = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X=X(k+1/k)}$$

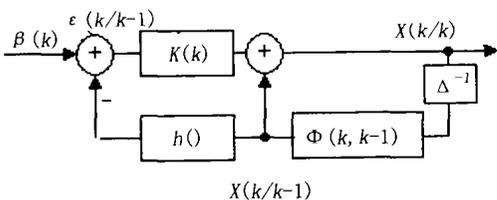


图 2 EKF 滤波算法框图

3.2 自适应卡尔曼滤波算法

经验表明, EKF 中对虚拟噪声的粗略做法会引入较大的误差, 估计效果不佳。同时, 目标运动过程

中不可避免地存在着各种因素的扰动, 这些扰动因素体现在系统状态方程的随机扰动项 $W(k)$ 中, 一般情况下, 这种随机扰动的均值和方差是未知的。为了补偿线性化误差的影响和消减观测误差以及目标运动时随机扰动的干扰, 我们利用极大后验(MAP)噪声估计器 SAGE-HUSA^[3] 来估计系统状态噪声 $W(k)$ 的均值 $q(k)$ 、方差 $Q(k)$ 和观测噪声 $r(k)$ 的均值 $\hat{r}(k)$ 和方差 $\hat{R}(k)$ 。同时, 对 SAGE-HUSA 噪声估计器进行修改, 在 SAGE-HUSA 噪声估计器中, 将滤波值 $X(k/k)$ 置换其中的平滑值 $X(j/k)$ ($j < k$), 引入指数变化加权系数的方法, 以适应系统时变虚拟噪声估计的需要, 得到一个次优的、计算简单的 SAGE-HUSA 噪声估计器, 用于水下目标纯方位直角坐标系下的目标状态估计过程中。

当 $\hat{q}(k)$ 、 $\hat{Q}(k)$ 和 $\hat{r}(k)$ 、 $\hat{R}(k)$ 未知时, 同过极大化 $q(k)$ 、 $Q(k)$ 和 $r(k)$ 、 $R(k)$ 、以及状态 $X(0)$, \dots , $X(k)$ 的后验概率密度, 估计出 $\hat{q}(k)$ 、 $\hat{Q}(k)$ 和 $\hat{r}(k)$ 、 $\hat{R}(k)$ 。可以得到 $\hat{q}(k)$ 、 $\hat{Q}(k)$ 和 $\hat{r}(k)$ 、 $\hat{R}(k)$ 未知时的 SAGE-HUSA 噪声估计器^[3]。

$$\hat{q}(k) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [X(j/k) - \Phi(j-1)X(j-1/k) - U(k)] \quad (6a)$$

$$\hat{Q}(k) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [X(j/k) - \Phi(j-1)X(j-1/k) - U(k) - \hat{q}(k)][X(j/k) - \Phi(j-1)X(j-1/k) - U(k) - \hat{q}(k)]^T \quad (6b)$$

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [Z(j) - \Phi(j)X(j/k)] \quad (6c)$$

$$R = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [Z(j) - H(j)X(j/k) - \hat{r}(k)] \cdot [Z(j) - H(j)X(j/k) - \hat{r}(k)]^T \quad (6d)$$

其中, $X(j-1/k)$ 、 $X(j/k)$ 是系统状态的平滑值, $\varepsilon(k/k-1)$ 是新息, $K(k)$ 是滤波增益。

由于 $X(j/k)$ 是平滑值, 计算量很大, 利用滤波值 $X(j/j)$ 或者预测值 $X(j/j-1)$ 来置换 $X(j/k)$, 适当变换, 转换为递推格式, 得到计算简单、次优的递推 SAGE-HUSA 噪声估计器^[3]。

$$\hat{q}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{q}(k-1) + [X(k/k) - \Phi(k, k-1)X(k-1/k-1) - U(k)]] \quad (7a)$$

$$\hat{Q}(k) = \frac{1}{k} [(k-1)\hat{Q}(k-1) + K(k)\varepsilon(k/k-1)\varepsilon^T(k/k-1)k^T(k) + P(k/k) - \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1)\Phi^T(k, k-1)] \quad (7b)$$

$$\hat{r}(k) = \frac{1}{k} [k\hat{r}(k-1) + Z(k) - H(k)X(k/k-1)] \quad (7c)$$

$$\hat{R} = \frac{1}{k} [k\hat{R}(k) + \varepsilon(k/k-1)\mathcal{E}^T(k/k-1) - H(k)P(k/k-1)H^T(k)] \quad (7d)$$

从式(6)可以看出, SAGE-HUSA 噪声估计器是算术平均器, 权系数 $1/(k+1)$ 是常数, 而在通常情况下, $q(k)$ 是时变的, 应该强调新近数据的作用, 而对于以前的数据应该逐渐遗忘。因此, 我们采用指数加权的方法, 实现对数据的渐消记忆法。所以, 选取的权系数 $\{\lambda_j\}$ 满足:

$$\lambda_j = \lambda_{j-1}\eta_j, \quad 0 < \eta_j < 1, \quad \sum_{j=0}^k \lambda_j = 1$$

所以, 得到:

$\lambda_j = \eta_j \prod_{i=0}^{j-1} \eta_i, \quad \eta_j = (1 - \eta_j)/(1 - \eta_j^{k+1}), \quad j = 0, 1, 2, \dots, k$
 其中 η_j 称为遗忘因子。在式(6)中用 λ_{j-1} 代替原来的权系数 $1/(k+1)$, 经过推导变换可以得到时变的递推 SAGE-HUSA 噪声估计器。

$$\hat{q}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{q}(k-1) + \gamma_{k-1}[X(k/k) - \Phi(k, k-1)X(k-1/k-1) - U(k)] \quad (8a)$$

$$\hat{Q}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{Q}(k-1) + \gamma_{k-1}[K(k)\varepsilon(k/k-1)\mathcal{E}^T(k/k-1)k^T(k) + P(k/k) - \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1) \cdot \Phi^T(k, k-1)] \quad (8b)$$

$$\hat{r}(k) = (1 - r_{k-1})\hat{r}(k-1) + \gamma_{k-1}[Z(k) - H(k)X(k/k-1)] \quad (8c)$$

$$\hat{R}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{R}(k) + \gamma_{k-1}[\varepsilon(k/k-1) \cdot \mathcal{E}^T(k/k-1) - H(k)P(k/k-1)H^T(k)] \quad (8d)$$

结合式(1)、式(3)、式(4)、式(5)和式(8), 应用扩展卡尔曼滤波 EKF 理论即可得到基于 SAGE-HUSA 噪声估计器的直角坐标系下的自适应卡尔曼滤波算法 AEKF, 框图见图 3 所示。

确定初值 $X(0/0), P(0/0)$ 。

SAGE-HUSA 噪声估计:

$$\hat{q}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{q}(k-1) + \gamma_{k-1}[X(k/k) - \Phi(k, k-1)X(k-1/k-1) - U(k)]$$

$$\hat{Q}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{Q}(k-1) + \gamma_{k-1}[K(k) \cdot \varepsilon(k/k-1)\mathcal{E}^T(k/k-1)k^T(k) + P(k/k) - \Phi(k, k-1)P(k-1/k-1)\Phi^T(k, k-1)]$$

状态预测:

$$X(k+1/k) = \Phi(k, k-1)X(k/k) + U(k) + \hat{q}(k)$$

预测方差:

$$P(k+1/k) = \Phi(k+1, k)P(k/k)\Phi^T(k+1, k) + \hat{Q}(k)$$

$$\hat{r}(k) = (1 - r_{k-1})\hat{r}(k-1) + \gamma_{k-1}[Z(k) - H(k)X(k/k-1)]$$

$$\hat{R}(k) = (1 - \gamma_{k-1})\hat{R}(k) + \gamma_{k-1}[\varepsilon(k/k-1) \cdot \mathcal{E}^T(k/k-1) - H(k)P(k/k-1)H^T(k)]$$

新息:

$$\varepsilon(k+1/k) = Z(k+1) - X(k+1/k) - \hat{r}(k+1)$$

滤波增益:

$$K(k+1) = P(k+1/k)H(HP(k+1/k)H^T + \hat{R}(k+1))^{-1}$$

状态滤波:

$$X(k+1/k+1) = X(k+1/k) + K(k+1)\varepsilon(k+1/k)$$

滤波方差:

$$P(k+1/k+1) = (I - K(k+1)H)P(k+1/k)$$

其中

$$H(k+1, k) = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{X=X(k+1/k)}$$

4 仿真计算及结论

为了验证上述算法在水下纯方位目标跟踪中的应用, 我们分别应用直角坐标系下的扩展卡尔曼滤波器 EKF 和直角坐标系下的自适应扩展卡尔曼滤波器 AEKF 对水下纯方位目标状态进行估计比较。

目标初始态势参数为: $D_0 = 20\text{km}, V_m = 10\text{m/s}, K_m = 160^\circ$ 。观测站运动速度为 3m/s 。

EKF 和 AEKF 的初始状态均为:

$$X(0/0) = [10000 \quad 10000 \quad 10 \quad 10]^T$$

EKF 和 AEKF 的初始协方差矩阵均为:

$$P(0/0) = \text{diag}[(1/1000)^2 \quad (1/100)^2 \quad (1/10)^2 \quad (1/10)^2]$$

观测噪声均方差: $\sigma_B = 0.5^\circ$ 。

在上述条件下, 经过仿真, 得到了 EKF 和 AEKF 两种算法对相对距离、相对速度和目标航向的跟踪误差曲线如图 3~ 图 5 所示。

从误差曲线来看, 在仿真的初始时刻, 滤波器输

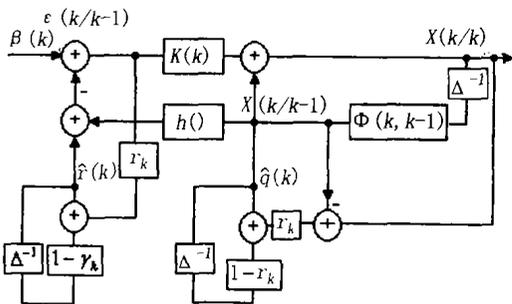
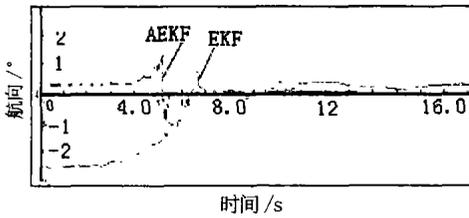
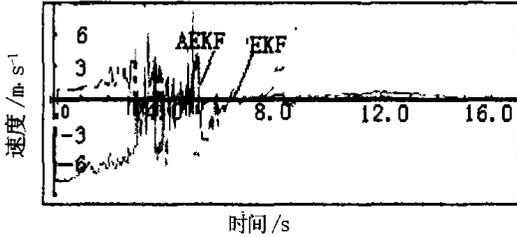
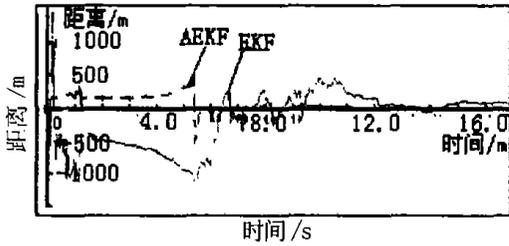


图 3 AEKF 滤波算法框图

算法过程如下:

图3 目标航向误差曲线图($\delta_{\beta} = 0.5^{\circ}$)图4 目标相对速度误差曲线图($\delta_{\beta} = 0.5^{\circ}$)图5 目标相对距离误差曲线图($\delta_{\beta} = 0.5^{\circ}$)

出有很大的误差,在观测平台进行机动后,滤波逐渐收敛。因为EKF在滤波过程中,其系统虚拟噪声和观测噪声是固定的,不会随着滤波误差的大小而自动调整,因此,滤波效果较差。而采用AEKF时,由于滤波过程中,对系统虚拟噪声进行了动态估计,在

实时修正噪声方差的同时,也对系统观测模型线性化误差进行了补偿,同时,在滤波过程中对虚拟观测噪声进行了实时估计,因而减小了滤波误差,验证了AEKF算法的有效性。因此,本文提出了一种直角坐标系下的自适应卡尔曼滤波算法,并对其滤波理论及其算法进行了研究和仿真,仿真结果表明,在实时估计系统虚拟噪声的基础上,对系统观测模型线性化误差进行了补偿,大大提高了滤波的稳定性、快速性和精确性,收到了良好的效果。

参 考 文 献

- [1] Aidala V J, Hammel S E. Utilization of modified polar coordinates for bearings-only tracking [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1983, 28(3): 283-294.
- [2] Balarishnan S N. Extension to modified polar coordinates and application with passive measurements [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamic, 1980, 12(6): 906-912.
- [3] 周荻. 自适应推广kalman滤波应用于导弹的被动制导[J]. 宇航学报, 1997, 18(4): 31-36.
- [4] Taek L S, Jason L. A stochastic analysis of modified gain Extended kalman filter with application to Estimation with Bearings only Measurements [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, 30(10): 940-949.
- [5] 邓自立, 王建国. 非线性系统的自适应推广kalman滤波[J]. 自动化学报, 1987, 13(5): 375-379.
- [6] Ahmed N U. Modified extended kalman filtering [J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 1994, 39(6): 1322-1326.

学会信息

上海市声学学会建声与噪声控制专业委员会召开 新型吸声材料性能及应用技术交流会

2004年6月25日,上海市声学学会建声与噪声控制专业委员会与中国建筑学会建筑物理分会联合在上海白玉兰宾馆召开了新型吸声材料性能及应用技术交流会。

上海、北京和广东等地的高校、科研院所所有30余单位、近80名代表参加会议。

会上,广州吉泰发展有限公司、深圳市建筑装饰材料有限公司、奥地利合睿股份有限公司和北京美华东方建材有限公司,分别介绍了从意大利引进生产的“帕特”装饰吸声板、韩国“赛丝”吸声装饰艺术板、奥地利“合睿菱”美术丝装饰吸声板和美国“K-13”系列植物纤维喷涂吸声材料等新产品。

会上除放映影像资料外,还展示了实物样品。会议的召开得到了上述四单位的大力赞助。

学会秘书长龚农斌、建声与噪声控制专业委员会主任章奎生及相关专家出席了会议。