改进的室内移动机器人模糊位置指纹定位研究

毛 勤 曾 碧 叶林锋
(广东工业大学计算机学院 广州 510006)

摘 要 在深入研究现有的室内机器人定位算法的基础上,提出了改进的室内机器人模糊位置指纹定位方法(IRF)。该方法首先利用样本节点之间的空间相关性,采用重心拉格朗日插值算法形成位置指纹库,然后将传统的求解高次坐标问题转换成空间隶属度问题,利用模糊匹配算法计算未知节点与指纹库中已知节点的贴近度,通过贴近度加权定位未知节点。利用卡尔曼滤波算法进行误差修正。实验结果表明,IRF定位方法与传统的定位算法相比,在降低误差、提高稳定性和效率方面具有更高的性能。

关键词 接收信号强度值,位置指纹,重心拉格朗日插值算法,模糊贴近度,卡尔曼滤波算法

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.035

Research on Improved Indoor Mobile Robot Fuzzy Position Fingerprint Localization

MAO Qin ZENG Bi YE Lin-feng
(School of Computer Science and Technology, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract On the basis of further research on existing indoor robot localization algorithm, this paper introduced an improved indoor robot fuzzy position fingerprint localization method, named IRF. This method firstly uses the spatial correlation of sample nodes to establish the fingerprint database by focus Lagrange interpolation algorithm. Then it transforms the problem of solving high order coordinates into the problem of space membership degree. The fuzzy neartude of unknown nodes and sample nodes can be calculated, which can determine the coordinates of unknown points. Kalman filtering algorithm is used to fix the error of the method. The result of experiment proves that IRF has higher performance in reducing the error, improving stability and efficiency than other traditional algorithms.

Keywords RSSI, Fingerprint, Focus Lagrange interpolation algorithm, Fuzzy neartude, Kalman filtering algorithm

室内移动机器人的定位一直是室内无线定位研究的热点和难点问题。虽然目前通用的GPS定位已经应用在很多领域中,但是GPS在特殊的环境中信号会中断,无法在室内环境中取得较高的精度,因此不适用于室内机器人的定位。相反,新兴的一些基于无线信号的室内定位技术相继出现,如ZigBee、RFID、UWB、WIFI等技术。其中ZigBee技术与其他技术相比,主要优点是成本低、时延短、自组网、网络容量大等,比较适合室内移动机器人定位环境。

目前所使用的室内无线信号定位算法大概分为两类:基于测距(range-based)和无需测距(range-free)。前者测量节点间点到点的距离或者角度信息,常用的测距技术有接收信号强度(Received Signal Strength Indicator, RSSI)、TOA、TDOA[6]和AOA[7]等;后者根据网络的连通性等信息来估计节点的位置,典型的非测距模型有K最近邻法、DV-HOP法和质心法。RSSI信号易受环境(反射、多径传播)影响,所以将RSSI值转化成距离的时候必然存在误差。比较而言,虽然RSSI测距误差比较大,但是节点有较好的硬件机制支持,并可以结合高斯模型[1]等一些滤波函数来提高其精度,且由电磁波信号衰减理论可知,同一方向的RSSI值是唯一的,因此其可以作为定位环境中的位置指纹。由文献[5]可知,当采用三边测量定位算法时可能造成3个圆没有相交点的情况,使所得的非线性方程组无解;而文献[2]中介绍的位置指纹算法可以有效地解决这样的问题。

位置指纹算法包括两个阶段:离线采样与在线定位阶段。离线采样阶段的主要任务是生成包含有样本节点RSSI值的样本指纹库。传统的方法是首先在空间中设置一系列样本点和几个锚节点,通过多次测量收集样本点的RSSI值进而形成样本点的位置指纹库。这种方法虽然比较稳定,但需耗费比较大的人力和物力。文献[8]提出利用空间相关性,采用插值算法来形成位置指纹库,这能极大地节省定位采样阶段的耗时。在线定位阶段主要是根据盲节点的RSSI值采用某种搜索匹配算法来与位置指纹库中的数据进行匹配,传统的匹配算法有K最近邻法。文献[4]将模糊三角形定位的思想引入到基于RSSI的室内定位中,这种算法在一定程度上提高了定位精度。

本文主要研究改进的室内机器人位置指纹定位方法(IRF),针对目前位置指纹定位算法在采样和定位阶段存在的问题,首先利用高斯模型和拉格朗日插值算法建立位置指

到稿日期:2014-11-22 返修日期:2015-02-13 本文受国家自然科学基金(61173046),广东省自然科学基金(S2012040007326)资助。

毛 勤(1991—),女,硕士,主要研究方向为基于ZigBee的室内无线定位技术,E-mail:942407600@qq.com;曾 碧(1963—),女,教授,硕士生导师,主要研究方向为嵌入式系统与智能技术、移动计算与物联网技术、智能计算与智能机器人;叶林锋(1979—),男,博士,主要研究方向为普适计算、可重构计算。

纹库，随后采用模糊匹配算法对移动机器人进行在线定位，获取机器人的实时定位信息；然后以该信息作为观测值，考虑到室内存在的各种干扰噪声，建立卡尔曼滤波模型[10]，进一步提高机器人的室内定位的精度，从而获得对机器人位置的最优估计。

1 采用重心拉格朗日插值法构建位置指纹库

传统的构建位置指纹库的算法很简单，提前选择好室内测量的样本点，然后测量出样本点与锚节点的 RSSI 值并存入数据库，因此如果一旦定位环境转移，样本节点的选择也要发生变化，那么数据库必须重新构建，同时在定位采样过程中也会耗费巨大的人力和时间。在实际的定位过程中，当测量出一小部分的样本节点的 RSSI 值时，这些 RSSI 值不仅可以提供当前样本点的信息，而且也体现了这些样本点与周围环境的某种联系。因此利用样本节点之间的空间相关性，可以采用插值算法通过较少的样本节点的测量就可以建立一个比较密集的位置指纹数据库。

在室内复杂的无线信号环境下，伴随着强烈的信号衰落和多径效应，很难建立一个符合实际应用的电磁波传播模型，目前应用较多的经验模型包括 WAF 模型[9] 和对数路径距离函数模型[9]。

对数路径距离函数模型如下：

$$P(d)[\mathrm{dB}]=P(d_0)[\mathrm{dB}]-10n\log_{10}\left(\frac{d}{d_0}\right)+X_\sigma \tag{1}$$

其中，$P(d)$表示接收端接收到的信号强度；$P(d_0)$表示在参考距离接收到的信号强度值，这是一个参考量。d_0 表示参考距离，d 表示参考距离，n 表示发射端到接收端之间的障碍因子，X_σ 是高斯分布随机量。式中 n 和 X_σ 的值通过采集 RSSI 值拟合计算获得。

但在多次的实际测量中，无线信号的经验模型并不完全与实测数据符合，尤其是在距离较远的地方。基于此，本文提出一种新型的构建位置指纹库的方法。

首先建立样本点 RSSI 值和距离的关系方程：

$$Rssi_i=\mathscr{L}(d) \tag{2}$$

其中，$Rssi$ 表示样本节点与锚节点之间的信号强度值，d 表示样本节点与锚节点之间的距离。事先在定位空间中选取 $k+1$ 个样本点，其中 $k+1<n$（n 为样本点的总数），测量出它们与样本节点的距离和 $Rssi$ 值：

$$(d_0,Rssi_{i0}),(d_1,Rssi_{i1}),\cdots,(d_k,Rssi_{ik})$$

插值法是函数逼近的一种重要方法。常用的插值法有牛顿插值[12]、拉格朗日插值[12]、分段插值[12]、样条插值[12]、Hermirtc[12]插值。其中拉格朗日插值模型简单，结构紧凑，且重心拉格朗日插值算法插值计算更加简便，插值效果稳定，较其他插值算法更适用于快速建立位置指纹库。构建重心拉格朗日插值函数如下：

$$\mathscr{L}(x)=\frac{\sum_{j=0}^{k}\frac{w_j}{x-x_j}y_j}{\sum_{j=0}^{k}\frac{w_j}{x-x_j}} \tag{3}$$

其中，w_j 是插值重心权，$w_j=\frac{1}{\prod_{j=0,i\neq j}^{k}(x_j-x_i)}$，$x_i$、$x_j$ 是所有插值样本点与锚节点的距离。

可以采用插值函数对位置指纹库中的另外 $n-k-2$ 个未知点进行插值计算，得到：

$$(d_{k+1},\mathscr{L}(d_{k+1})),(d_{k+2},\mathscr{L}(d_{k+2})),\cdots,(d_{n-1},\mathscr{L}(d_{n-1}))$$

在上述构建位置指纹库的方法中 k 的选取很重要，如果 k 的取值较小，则难以描述出定位空间的 RSSI 值分布；如果取值较大，则失去了插值法的意义。除此之外，k 的取值还必须满足均向性。

2 模糊位置指纹定位算法

采用本文上一节的方法，可建立三维位置模糊指纹库。该方法首先在空间中设置多个样本点，每个样本点都对应唯一坐标，并将一部分样本点作为插值样本点。通过重心拉格朗日插值算法，可以估测出每个样本点接收到锚节点的 RSSI 值，并将其作为位置指纹，那么每个未知节点测出的 RSSI 值至少可以匹配到一个样本点，从而避免了无解的情况。

如果室内的锚节点数量为 m，定位空间内 n 个样本点对应的 RSSI 向量均可以被测定，n 个样本的向量表达式如下：

$$R=\begin{bmatrix}R_1\\ \vdots\\ R_i\\ \vdots\\ R_n\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ r_{i1} & r_{i2} & \cdots & r_{im}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm}\end{bmatrix}$$

其中，$r_{i1},r_{i2},\cdots,r_{im}$ 分别为第 i 号样本点与定位空间中所分布的锚节点对应的 RSSI 值。那么定位区域内任意一个未知点 s 在获取了自身与锚节点的 RSSI 值后，将得到一个采样向量 $R_s=\{r_{s1},r_{s2},\cdots,r_{sm}\}$，下面的工作就是找到 R_s 贴近于哪个样本点。由模糊识别理论可以计算出 R_s 隶属于哪一个样本点。

首先将采样向量 R_s 与 n 个样本的向量表达式进行归一化，即

$$\sum_{j=1}^{m}r_{ij}=1,i=1,2,3,\cdots,n \text{ 且} \sum_{j=1}^{m}r_{sj}=1$$

然后采用欧几里德贴近度公式计算贴近度：

$$(R_i,R_s)=1-\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m}(r_{ij}-r_{sj})^2} \tag{4}$$

其中，$i=1,2,\cdots,n$。

最后对所求得的 $\alpha_i=(R_i,R_s)$进行排序，选取与 s 点贴近度最高的 4 个样本。再根据这 4 个样本点坐标位置的贴近度加权系数来计算出未知节点的具体位置坐标。

设具有最高贴近度的 4 个样本点的贴近度依次是：α_1，α_2，α_3，α_4，未知节点(x_0,y_0,z_0)利用贴近度加权所求的公式为：

$$x_0=\beta_1*x_1+\beta_2*x_2+\beta_3*x_3+\beta_4*x_4 \tag{5}$$

$$y_0=\beta_1*y_1+\beta_2*y_2+\beta_3*y_3+\beta_4*y_4 \tag{6}$$

$$z_0=\beta_1*z_1+\beta_2*z_2+\beta_3*z_3+\beta_4*z_4 \tag{7}$$

其中，β_1，β_2，β_3，β_4 是贴近度加权系数。

$$\alpha_{\mathrm{sum}}=\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4 \tag{8}$$

$$\beta_1=\frac{\alpha_1}{\alpha_{\mathrm{sum}}}$$

$$\beta_2=\frac{\alpha_2}{\alpha_{\mathrm{sum}}}$$

$$\beta_3=\frac{\alpha_3}{\alpha_{\mathrm{sum}}}$$

$$\beta_4=\frac{\alpha_4}{\alpha_{\mathrm{sum}}}$$

通过上述算法可以得到移动机器人在 k 时刻所处位置的观测值：

$$X(k)=(x_k,y_k,z_k)$$

3 建立定位空间的卡尔曼滤波模型

由上一节的定位方法可知，状态向量 $X(k)=[x_k, y_k, z_k]$ 为待优化的机器人定位信息，定义系统方程如下：

$$X(k+1)=AX(k)+W(k)\text{（系统状态的变化）} \tag{9}$$

$$S(k)=CX(k)+V(k)\text{（系统观测值的更新）} \tag{10}$$

其中，观测向量 $S(k)=[s_k^x, s_k^y, s_k^z]$，$V(k)$ 是观测噪声，$W(k)$ 是状态噪声，两者具备无偏性，即 $E(W(k))=E(V(k))=0$，$E(W(k)W(k)^{\mathrm{T}})=Q$，$E(V(k)V(k)^{\mathrm{T}})=R$，$C$ 为测量系统的参数。

给定状态向量初始值 $X(0)$ 的统计特性为：

$$E[X(0)]=\mu_0 \tag{11}$$

$$Var[X(0)]=E[[X(0)-\mu_0][X(0)-\mu_0]^{\mathrm{T}}]=p_0 \tag{12}$$

卡尔曼滤波算法的计算分为如下两个过程：

(1)预测过程

$$\hat{X}(k|k-1)=A\hat{X}(k-1|k-1) \tag{13}$$

$$P(k|k-1)=AP(k-1|k-1)A^{\mathrm{T}}+Q \tag{14}$$

(2)校正过程

通过方差计算出 k 时刻的卡尔曼增益 $Kg(k)$：

$$Kg(k)=P(k|k-1)C^{\mathrm{T}}[CP(k|k-1)C^{\mathrm{T}}+R]^{-1} \tag{15}$$

利用卡尔曼增益修正当前的估测值 $\hat{X}(k|k)$：

$$\hat{X}(k|k)=\hat{X}(k-1|k-1)+Kg(k)(S(k)-C\hat{X}(k|k-1)) \tag{16}$$

修正当前的方差 $P(k|k)$：

$$P(k|k)=[I-Kg(k)C]P(k|k-1) \tag{17}$$

其中，矩阵 I 为 1 的矩阵。

机器人的移动的三维模型为：

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ z_{k-1} \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} w_{k-1} \\ w_{k-1} \\ w_{k-1} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} s_k^x \\ s_k^y \\ s_k^z \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} v_k^x \\ v_k^y \\ v_k^z \end{bmatrix}$$

4 实验

4.1 实验环境和实验步骤

本次实验选取 12 * 8 的办公区域为机器人的定位环境，如图 1 所示。

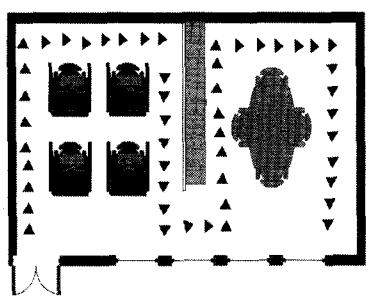

图 1 定位区域

实验硬件选取 TI 公司生产的 CC2530 芯片构建硬件节点，如图 2 所示。

图 2 ZigBee CC2530

在实验过程中，定位节点始终固定在移动机器人上，因此定位节点的 Z 值是固定的，我们只需要获取其 X 和 Y 值坐标，实验主要分为两个部分：一是利用模糊位置指纹算法对节点进行定位，二是利用卡尔曼滤波算法对定位结果进行优化。为了达到实时跟踪机器人的目的，ZigBee 模块根据机器人的速度定时往上位机发送一组定位数据。为了验证本文方法在一定的路径下的定位精度以及实验的可重复性，机器人在给定的每个已知实际定位信息的采样点进行采样，如图 1 所示；然后根据本文中提供的模糊位置指纹定位算法计算得出观测值；最后再利用建立起的卡尔曼滤波模型对机器人的定位进行适时修正，从而节得到机器人位置的最优估计。

具体实验如下：

选用 n 个 ZigBee 节点作为锚节点，即测量插值样本节点的 RSSI 值的发射器。锚节点摆在空间的任意位置，其坐标是确定的。在离线采样阶段，在定位空间中选取 $m(n<m)$ 个点作为样本点，再从样本点中选取 K 个点作为插值样本点（$0<K<m$），在每个插值样本点测量 20 次 RSSI 值，然后通过高斯滤波法得到每个插值样本点最终的 RSSI 值，由此建立插值样本点定位指纹库，上位机通过重心拉格朗日插值算法对样本节点进行插值计算，建立完整的空间插值位置指纹库。在线定位时，未知节点收到来自 n 个锚节点的 RSSI 值后，发送给协调器节点，协调器节点通过模糊加权定位算法的处理最终决策出其位置信息，最后通过卡尔曼滤波对结果进行优化。

4.2 插值实验

插值样本点的个数与样本点个数的选取对于插值的性能都有影响。以 1m 的距离划分定位区域，可以达到 117 个样本点，在此基础上首先选取 28 个插值样本点进行计算，然后分别改变插值样本点和样本点的个数，得到的实验结果如图 3 所示。可以看出当样本点的数量保持不变，而插值样本点的数量增加时，平均误差随之减小；当插值样本点的数量不变时，增加样本点的数量，插值误差并没有出现明显的变化。这表明重心拉格朗日插值算法在室内定位环境中具备较好的稳定性。

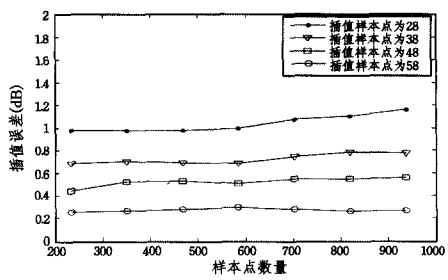

图 3 重心拉格朗日插值法

4.3 实时定位与修正

根据图 1 中设置的机器人的移动路径，设置 68 个未知点进行实验，其中模糊位置指纹算法的条件设置为：117 个样本点，6 个锚节点以及 58 个插值样本点。同时与三角质心算法、TDOA 算法进行比较，采用误差公式：

$$e=\sqrt{(x-x_m)^2+(y-y_m)^2+(z-z_m)^2}$$

实验结果如图4所示，模糊位置指纹定位的平均误差低于TDOA算法和三角质心算法；而经过卡尔曼滤波算法修正之后的IRF方法的定位误差降低到0.4435m；同时采用IRF方法得到的定位误差方差为0.0619m，较之于未经滤波的模糊位置指纹算法的0.1567m，IRF的定位性能更为稳定。图5示出未知节点经过滤波之后得到的X、Y两个方向的误差，其中X方向的平均误差为0.2389m，Y方向的平均误差为0.2389m，且有80%的未知点的定位误差在0.5m内。图6是卡尔曼滤波定位修正之后的整个路径优化的效果图，可以很直观地看出IRF算法在室内移动机器人的实时定位与误差修正方面较传统定位算法具有更大的优势。

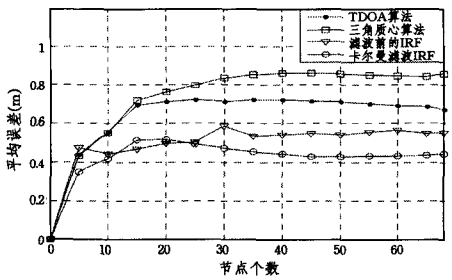

图4 节点误差比较

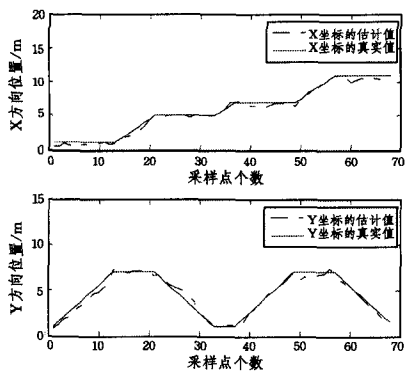

图5 X和Y坐标的误差

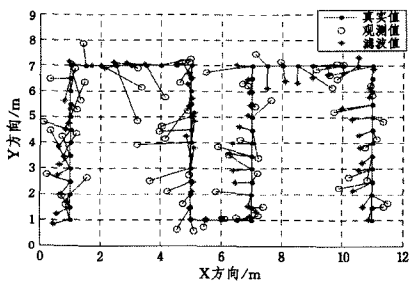

图6 卡尔曼滤波之后的效果图

结束语 本文在现有的Range-free定位算法的基础上，提出了一种改进的适合室内移动机器人环境的模糊指纹定位方法(IRF)，该方法首先利用样本节点分布的空间相关性，采用重心拉格朗日插值算法提高了形成位置指纹库的效率。同时还引入了模糊匹配、模糊决策以及卡尔曼滤波误差修正的思想，减少了误差和匹配的时间。最后通过实验得出，在室内复杂环境下该方法在三维空间上的定位精度比三角质心算法和TDOA算法具有更大的优势。

参考文献

[1] 陈丽，王学东，孙晶晶，等. 基于改进高斯滤波的室内无线定位算法[J]. 计算机技术及其应用，2014，30(1)：31-33，53

Chen Li, Wang Xue-dong, Sun Jing-jing, et al. Indoor wireless location algorithm based on improved gaussian filter [J]. Computer Technology and Application, 2014, 30(1): 31-33, 53

[2] 李方. 基于ZigBee的位置指纹法室内定位技术研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2012

Li Fang. Location fingerprinting method based on ZigBee indoor positioning technology research[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012

[3] 王殿君，兰云峰，任福君，等. 基于有源RFID的室内移动机器人定位系统 [J]. 清华大学学报(自然科学版)，2010，15(5)：673-676

Wang Dian-jun, Lan Yun-feng, Ren Fu-jun, et al, Indoor mobile robot localization based on active RFID system [J]. Journal of Tsinghua University (Natural Science Edition), 2010, 15(5): 673-676

[4] 朱剑，赵海，林凯，等. 基于WSNs的模糊三角形定位模型研究[J]. 东北大学学报，2010，31(1)：35-38

Zhu Jian, Zhao Hai, Lin Kai, et al. Based on the model of fuzzy triangle positioning WSNs study [J]. Journal of Northeastern University, 2010, 31(1): 35-38

[5] 熊志广，石为人，许磊，等. 基于加权处理的三边测量定位算法[J]. 计算机工程与应用，2010，46(22)：99-102

Xiong Zhi-guang, Shi Wei-ren, Xu Lei, et al. Based on the weighted processing of trilateration localization algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2010, 46(22): 99-102

[6] Yamasaki R, Ogino A, Tanaki T, et al. TDOA location system for IEEE802.11b WLAN[C]// IEEE Wireless Communications and Networking Comference(WCNC). 2005: 2338-2343

[7] Wong C M, Messier G G, Klukas R. Evaluating measurement-based AOA indoor location using WLAN infrastucture[C]// 20th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation 2007. 2007: 1139-1145

[8] Li B, Wang Y, Lee H K, et al. Method for yielding a database of locationfingerprints in WLAN[C]// IEEE Proc. Commun. 2005: 580-586

[9] 叶蔚. 室内无线定位的研究[D]. 广州：华南理工大学，2010

Ye Wei. Indoor wireless location research [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010

[10] Muraca P, Pugliese P, Rocca G. Extended Kalman Filtering Using Wireless Sensor Networks[C]// Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation(ETFA 2008). Hamburg: IEEE Computer Society, 2008: 1084-1087

[11] 林昌华，杨岩. 拉格朗日插值法在工程设计及CAD中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版)，2013(12)：34-38

Lin Chang-hua, Yang Yan. Lagrange interpolation method in engineering design and application of CAD [J]. Journal of Chongqing University of Sci-ence and Technology (Natural Science Edition), 2013(12): 34-38

[12] 权双燕，曹阳. 插值法的应用与研究[J]. 科技信息(科学教研)，2007(36)：413-414

Quan Shuang-yan, Cao Yang. The application of interpolation method and research [J]. Science and Technology Information (Scientific Research), 2007(36): 413-414