

文章编号 1004-924X(2010)12-2650-06

# 胶囊内窥镜无线遥测定位的校正

郭旭东<sup>1</sup>, 严荣国<sup>1</sup>, 颜国正<sup>2</sup>

(1. 上海理工大学 医疗器械与食品学院, 上海 200093;

2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

**摘要:** 为了进一步提高采用交流励磁定位无线跟踪胶囊内窥镜的定位精度, 减小系统误差, 提出了改进的神经网络定位校正方法。首先, 设计了适应于胶囊内窥镜定位校正的神经网络结构; 然后, 采用 Levenberg-Marquart 算法结合贝叶斯正则化方法改进校正网络, 抑制校正网络的过拟合。通过定位实验平台, 建立了定位目标的跟踪位置与实际位置的样本对照数据表, 并应用校正网络对定位数据进行校正。定位校正实验表明, 改进的神经网络校正法可进一步减小定位误差, 校正后的  $X, Y, Z, \alpha, \beta$  分量的平均误差分别减小至 8.7 mm, 10.1 mm, 7.3 mm, 0.086 rad 和 0.081 rad。与基本 BP 算法相比, 采用 Levenberg-Marquart 贝叶斯正则化的改进算法有效提高了定位校正网络的泛化能力和收敛精度。

**关键词:** 胶囊内窥镜; 无线定位; 交流励磁; 神经网络; 校正; 贝叶斯正则化

**中图分类号:** TH776; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20101812.2650

## Calibration method for wirelessly localizing capsule endoscopy

GUO Xu-dong<sup>1</sup>, YAN Rong-guo<sup>1</sup>, YAN Guo-zheng<sup>2</sup>

(1. School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. School of Electronics & Information Technology, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** In order to non-invasively track a capsule endoscopy in the gastrointestinal tract, a telemetric localization method using alternating magnetic fields was presented. Focusing on the method, a Bayesian-regularization neural network based on the Levenberg-Marquart algorithm was investigated to reduce system errors. Firstly, the neural network structure for localization calibration was designed. Then, both Bayesian-regularization and Levenberg-Marquart algorithms were used to train the neural network to limit an over-fitting. Using an experimental platform for localization, both the calibration table for training the network and the validation table for verifying the calibration quality were established, and the location data were calibrated by the trained neural network. The calibration experiment shows that the proposed neural network can be trained well enough to efficiently compensate the errors in electromagnetic localizing system. The mean errors of  $X, Y, Z, \alpha, \beta$  respectively have been reduced to 8.7 mm, 10.1 mm, 7.3 mm, 0.086 rad and 0.081 rad after calibration. Comparing with the standard Back-Propagation (BP) algorithm, the Bayesian-regularization neural network based

**收稿日期:** 2010-03-30; **修订日期:** 2010-06-03.

**基金项目:** 上海市教育委员会科研创新资助项目 (No. 10YZ93); 国家自然科学基金资助项目 (No. 30900320, No. 6100164)

on Levenberg-Marquart algorithm has better performance in the generalization capability and convergence precision.

**Key words:** capsule endoscopy; wireless localization; AC excitation; neural network; calibration; Bayesian-regularization

## 1 引言

胶囊内窥镜<sup>[1-3]</sup>经口服进入消化道,将消化道内的图像无线传输到体外,可消除传统医疗诊查的盲区。然而,胶囊内窥镜在体内处于不可见的移动状态,医生无法获知其确切位置,从而导致胶囊获取的诊查信息与诊查位置无法对应。因此,胶囊内窥镜的运动跟踪是实现无创诊查的关键技术之一。

目前,针对体内目标物的定位,国内外已研究过多种方法。常用的医学影像定位法<sup>[4-5]</sup>,如: X 射线图像法、放射性核素标记法、实时超声法都需要大型昂贵的设备每间隔一定时间摄取定位目标的图像,具有辐射伤害且不便于连续监测。2002 年,射频信号强度定位法<sup>[6]</sup>取得了巨大的进展,报道的最大定位误差为 11.4 cm。英国的 Lab-in-a-Pill 胶囊<sup>[7]</sup>采用磁标记物定位,其可定位距离在 18 cm 以内。近年来,国内也开展了永磁标记定位法<sup>[8-10]</sup>的研究。本课题组考虑到地磁干扰、电子元器件的低频噪声等在静磁信号中难以滤除,提出了交流励磁定位新方案,并在前期研究中<sup>[11-12]</sup>初步完成了定位系统的样机开发。为了进一步提高定位精度,本文提出用基于 Levenberg-Marquart(L-M)贝叶斯正则化的改进 BP 网络法对定位数据进行校正,从而减小了实际定位中产生的系统误差。

## 2 无线定位方案及原理

交流励磁定位方法的工作原理为:在人的体表布置励磁线圈阵列,同时在胶囊内封装感应线圈式磁传感器。当体外的励磁线圈被激励,在空间产生交变磁场时,根据 Faraday 定律,胶囊内的磁传感器会输出电信号,其大小与胶囊所处的空间方位有确定的函数关系式。若测得磁传感器输出的电信号大小,根据定位模型,就可反求出胶囊的方位。

为了获得胶囊相对人体的空间方位关系,需在人体上选择一个基准点,并建立一个参考坐标系。交流励磁三维定位系统的定位基准系如图 1 所示。

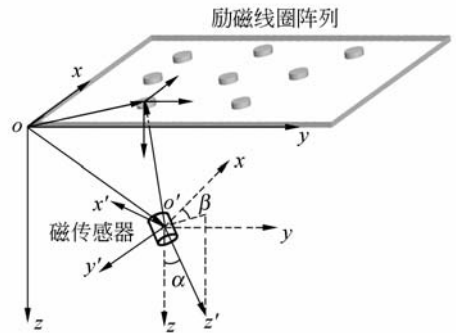


图 1 空间方位示意图

Fig. 1 Schematic diagram of spatial position and orientation

在人体上建立基准参考坐标系  $oxyz$  时,选取人体肚脐为坐标原点  $o$ 。垂直于体表、指向体内为  $z$  轴正方向,平行于脊柱、指向头部为  $x$  轴正方向。同时,扁平圆柱状励磁线圈呈阵列布置在受测者的腹部,即处于坐标系  $xoy$  平面上,每个线圈轴向均与  $z$  轴平行。磁传感器的中心  $o'$  在基准坐标系中的坐标为  $(x, y, z)$ ,此即为胶囊在基准系中的位置坐标。

另外,在磁传感器上建立动坐标系  $o'-x'y'z'$ 。由于磁传感器的敏感元件采用感应线圈,而感应线圈绕旋转中心轴  $o'z'$  旋转不影响磁传感器的接收信号,因此实际上只有两个姿态角与磁传感器输出的电信号相关。将基准坐标系  $oxyz$  平移到磁传感器上,使点  $o$  与点  $o'$  重合。此时,磁传感器的中心轴  $o'z'$  与坐标  $z$  轴的夹角定义为  $\alpha$  角,中心轴  $o'z'$  在  $xoy$  平面上的投影与  $x$  轴的夹角定义为  $\beta$  角。 $\alpha$  角和  $\beta$  角即为定位系统定义的空间角度。

在前期研究中<sup>[11-12]</sup>,已经建立了磁传感器的输出电信号与它在基准坐标系所处方位之间的函数关系式,其中只含有空间方位的 5 个未知数

$(x, y, z, \alpha, \beta)$ , 采用微粒群智能算法求解, 可确定目标物的方位值。

为了进一步提高定位精度, 需要采用合适的校正法对定位数据进行校正, 减小或消除实际产生的系统误差。

### 3 基于 L-M 贝叶斯正则化的神经网络校正法

#### 3.1 基于 L-M 贝叶斯正则化的改进 BP 算法

标准 BP 算法用于函数逼近时, 权值的调节采用的是最速下降法, 存在推广能力差、学习收敛速度慢、容易陷入局部极小点等局限性。因此, 本文采用了基于 L-M 贝叶斯正则化方法对 BP 神经网络进行改进, 使其适应于定位数据的校正。

在定位校正中, 选用均方误差作为网络误差判据:

$$E_D = \frac{1}{qm} \sum_{p=1}^q \sum_{j=1}^m (t_{pj} - O_{pj})^2 = \frac{2}{qm} \sum_p (\boldsymbol{\varepsilon}_p)^2 = \frac{2}{qm} \|\boldsymbol{\varepsilon}\|^2, \quad (1)$$

式中,  $E_D$  为网络的均方误差,  $p$  是样本号,  $j$  为输出层神经元的节点号,  $q$  为训练样本数目,  $m$  为输出节点的个数,  $O_{pj}$  为第  $p$  个样本在输出层的第  $j$  个神经元的实际输出,  $t_{pj}$  为对应的期望输出,  $\boldsymbol{\varepsilon}$  是以  $\boldsymbol{\varepsilon}_p$  为元素的向量, 即网络的误差向量。

为了提高网络的泛化能力, 在算法中引入贝叶斯正则化方法<sup>[13]</sup>, 通过修正误差性能函数来提高网络推广能力。即在误差性能函数中增加一项, 此项包含网络权阈值的平方和, 即:

$$E = K_1 E_D + K_2 E_w \quad (2)$$

式中,  $K_1, K_2$  为正则化系数,  $E_w$  表示网络所有权值的平方和, 其表达式为:

$$E_w = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \omega_j^2, \quad (3)$$

其中,  $\omega_j$  为网络权值,  $N$  为网络权值总数。

由贝叶斯规则推导出优化的参数分别为<sup>[13]</sup>:

$$K_1 = \frac{N - \gamma}{2E_D}, \quad (4)$$

$$K_2 = \frac{\gamma}{2E_w}, \quad (5)$$

式中,  $\gamma$  为神经网络的有效参数个数, 反映网络的实际规模。

神经网络权值和阈值的调整依据 Levenberg-Marquart(L-M)算法<sup>[14]</sup>。

假设当前的迭代次数为  $k$ , 当前的权值和阈值为  $W^k$ , 并向新的权值和阈值向量  $W^{k+1}$  更新, 如果更新量  $W^{k+1} - W^k$  很小, 则可以将网络误差向量采用一阶 Taylor 级数展开:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(W^{k+1}) = \boldsymbol{\varepsilon}(W^k) + \mathbf{J}(W^{k+1} - W^k), \quad (6)$$

式中,  $\mathbf{J}$  是网络误差函数对权值和阈值一阶导数的雅可比矩阵。

因此, 式(1)可以写成:

$$E_D = \frac{2}{qm} \|\boldsymbol{\varepsilon}(W^k) + \mathbf{J}(W^{k+1} - W^k)\|^2. \quad (7)$$

为了克服高斯-牛顿法中经常出现的 Jacobian 矩阵奇异现象, 把式(7)变形为:

$$E_D = \frac{2}{qm} \|\boldsymbol{\varepsilon}(W^k + \mathbf{J}(W^{k+1} - W^k))\|^2 + \lambda \|W^{k+1} - W^k\|^2, \quad (8)$$

其中,  $\lambda$  为迭代变量, 其作用是控制搜索方向和步长。

对  $E_D$  求  $W^{k+1}$  的极小点, 便可得到基于高斯-牛顿法的 L-M 迭代公式:

$$W^{k+1} = W^k - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \boldsymbol{\varepsilon}(W^k), \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $\mathbf{J}^T$  是  $\mathbf{J}$  的转置矩阵;  $\boldsymbol{\varepsilon}(W^k)$  表示权值和阈值为  $W^k$  时, 网络的误差向量。

采用贝叶斯正则化方法结合 L-M 算法改进 BP 神经网络, 提高网络的收敛速度和泛化能力, 使其适应于定位数据校正。

#### 3.2 定位校正网络的结构设计

神经网络结构的设计主要包括: 输入及输出神经元的数目、隐层神经元数目。

由于在定位校正中, 要获得定位的位置误差和角度误差与目标位置和角度的映射关系, 因此, 神经网络输入层神经元的节点数为 5 个, 对应了由定位系统获得的 5 个方位参数值, 输出层神经元的节点数为 5 个, 对应了 5 个方位参数的误差值。考虑到位置和角度参数数量的定义域不同, 因此, 对角度数据进行了归一化处理。

$$\alpha_p' = \frac{\alpha_p}{\pi} \times 0.5 + 0.1, \quad (10)$$

$$\beta_p' = \frac{\beta_p}{\pi} \times 0.5 + 0.1. \quad (11)$$

式中,  $\alpha_p, \beta_p$  为样本集中第  $p$  个样本的姿态角, 单位为 rad;  $\alpha_p', \beta_p'$  为归一化后的姿态角输入数据。

采用单隐层神经网络, 隐层神经元数目的优

化采用网络结构增长型方法,在定位校正实验中,逐渐增加隐层节点数,对网络进行训练,并测试学习误差,直到学习误差不再有明显减少为止。比较各种网络结构对应的校正数据性能,选取性能最好的网络结构作为网络的设计结构。

### 4 定位系统校正实验

为了对定位数据进行校正,必须建立校正样本数据集。数据集的获得借助于空间方位测量装置,如图 2 所示。

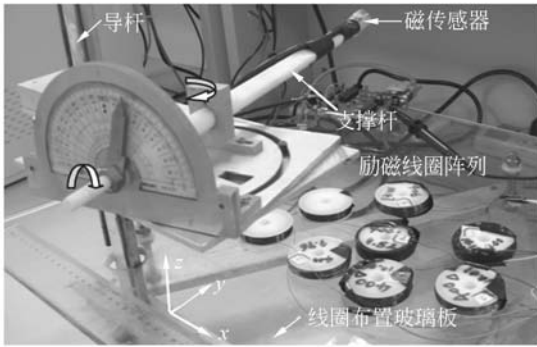


图 2 定位校正实验装置

Fig. 2 Experimental platform for localization calibration

在校正实验中,将定位系统中的磁传感器放置在空间方位测量装置的支撑杆上,使其位置和方向可以任意调节,并通过示值直接读出。对于每次位置和角度的调节,先由空间方位测量装置的示值直接获取目标的位置和方向角,作为已知的真实位置和方向值;同时,由定位系统获得位置和方向的跟踪值。由此可以获得一系列跟踪方位值和方位误差值的对应数据集,即建立了校正样本数据库。

样本数据共 200 个,分为两部分,一部分作为训练数据,占数据总量的 70%,用于训练神经网络;另外一部分作为测试数据,在训练完成后,用来对训练好的网络进行测试,占数据量的 30%。

#### 4.1 定位校正神经网络的结构设计实验

为了优化隐层神经元的个数,按照网络结构增长型方法,逐步调整隐层神经元的个数。首先根据如下经验公式,初步确定三层网络结构的隐层神经元个数:

$$A = k\sqrt{M+L} + \Delta A, \tag{12}$$

式中, $M$  为输入层神经元节点数, $L$  为输出层神

经元节点数, $k$  取 3~5, $\Delta A$  取 4~10。

计算出隐层神经元个数的取值为 13~25。因此,在实验中依次采用了 10~35 个隐层神经元构造神经网络,隐层传递函数选用 tansig 函数,对网络进行训练,训练结果如表 1 所示。

表 1 隐层节点数与误差的关系

Tab. 1 Relation between hidden nodes and errors

隐层神经元个数	训练误差	测试误差
10	0.000 246 56	0.000 327 75
15	0.000 107 15	0.000 136 47
20	0.000 038 10	0.000 072 63
25	0.000 013 22	0.000 086 41
30	0.000 032 28	0.000 204 16
35	0.000 024 12	0.000 174 12

由上表可以看出:增加隐层节点数可以减少训练误差,但节点数超过 20 以后测试误差产生波动,且网络泛化能力发生变化。当隐层节点数大于 25 以后,虽然训练误差减小,但是测试误差却上升,即网络出现了过度训练。综合比较不同隐层节点数的训练误差和测试误差,确定隐层节点数为 20。

#### 4.2 神经网络算法的性能对比实验

分别采用以下 3 种算法进行网络训练:标准的 BP 算法、自适应学习速率和附加动量的改进 BP 算法、基于 L-M 贝叶斯正则化的改进 BP 算法,并对训练好的网络进行测试。训练和测试的结果如表 2 所示。

表 2 不同训练算法的网络性能比较

Tab. 2 Comparison of performance for different training algorithms

训练算法	训练步数	训练误差	测试误差
标准 BP 算法	15 000	0.001 065	0.003 416
自适应学习速率和附加动量的改进 BP 算法	8 176	0.000 162 4	0.000 327 7
基于 L-M 贝叶斯正则化的改进 BP 算法	1 836	0.000 036 21	0.000 069 23

由算法对比实验可知,对于传统的 BP 网络算法,其收敛过程存在收敛速度慢、存在局部最小

值等特点。对于自适应学习速率和附加动量的改进 BP 算法,其收敛速度相对于标准 BP 算法快,但收敛精度较差、网络的泛化能力很差。

采用基于 L-M 优化的贝叶斯正规化改进算法,当训练次数达到 1 836 步时,网络的均方误差值基本保持不变,数值为 0.000 036 21,即:基于 L-M 优化的贝叶斯正规化 BP 神经网络在三者中具有最快的收敛速度和最好的泛化能力。

#### 4.3 定位校正实验

采用基于 L-M 贝叶斯正则化的改进网络对定位数据进行校正,校正前后的定位精度对比如表 3 所示。

表 3 校正前后的定位误差对比

Tab. 3 Comparison of localization errors before and after calibrations

误差指标	误差分量	校正前	校正后
平均值	$\Delta X/\text{mm}$	15.6	8.7
	$\Delta Y/\text{mm}$	18.1	10.1
	$\Delta Z/\text{mm}$	12.4	7.3
	$\Delta\alpha/\text{rad}$	0.133	0.086
	$\Delta\beta/\text{rad}$	0.149	0.081
标准偏差值	$\Delta X/\text{mm}$	13.2	8.3
	$\Delta Y/\text{mm}$	12.3	7.4
	$\Delta Z/\text{mm}$	11.7	6.9
	$\Delta\alpha/\text{rad}$	0.091	0.042
	$\Delta\beta/\text{rad}$	0.082	0.049

由表 3 可知:校正后, $X, Y, Z, \alpha, \beta$  5 个分量的误差平均值和标准偏差都小于校正前。由此说

明:基于 L-M 贝叶斯正则化的改进神经网络校正方法成功地实现了定位数据的校正,进一步提高了定位系统的精度。

## 5 结 论

在胶囊内窥镜无线跟踪定位方法中,为了减小定位系统误差,进一步提高定位精度,提出了改进的神经网络定位校正法,并对数据校正法进行了理论分析和实验研究。

针对定位校正,首先设计了定位校正网络的结构,然后采用 L-M 算法结合贝叶斯正则化方法改进 BP 网络,从而抑制网络的过拟合。通过定位实验平台,获得了定位目标的跟踪位置与实际位置的对照数据表,建立了训练样本和测试样本数据库,完成了定位校正实验。

由定位校正实验可知:基于 L-M 贝叶斯正则化的改进 BP 网络校正法成功实现了定位数据的校正,进一步提高了定位精度,校正后的  $X, Y, Z, \alpha, \beta$  分量的平均误差分别减小至 8.7 mm, 10.1 mm, 7.3 mm, 0.086 rad 和 0.081 rad。与基本 BP 算法相比,采用 L-M 贝叶斯正则化的改进算法有效提高了定位校正网络的泛化能力和收敛精度,在采用改进算法对网络训练的步数达到 1 836 步时,网络的均方误差值收敛为 0.000 036 21。由此为胶囊内窥镜无线跟踪定位精度的改善提供了可行的方法。

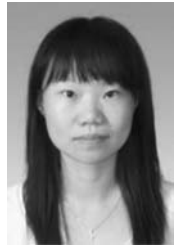
#### 参考文献:

- [1] IDAN G, MERON G, GLUKHOVSKY A, et al.. Wireless capsule endoscopy [J]. *Nature*, 2000, 405(6785):417-420.
- [2] SWAIN P. The future of wireless capsule endoscopy[J]. *World J. Gastroenterol.*, 2008, 14(26): 4142-4145.
- [3] 杨伟昂, 王炳周, 吴灵飞. 胶囊内窥镜临床应用新进展[J]. *世界华人消化杂志*, 2008, 16(36):4081-4087.

- 16(36):4081-4087. (in Chinese)
- [4] 俞凯君, 李鹏. 磁共振成像的三维图形定位的实现[J]. *上海生物医学工程*, 2006, 27(2):87-89.
- YU K J, LI P. 3D graphics localization in MRI[J]. *Shanghai Journal of Biomedical Engineering*, 2006, 27(2):87-89. (in Chinese)
- [5] 李君兰, 张大卫, 王以忠, 等. 面向 IC 封装的显微视觉定位系统[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(4): 965-972.
- LI J L, ZHANG D W, WANG Y ZH. Micro-vision positioning systems for IC packaging[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(4):965-972. (in Chinese)
- [6] JACOB H, LEVY D, SHREIBER R, et al.. Localization of the given M2A ingestible capsule in the

- given diagnostic imaging system[J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2002,55(5):AB135.
- [7] STATHOPOULOS E, SCHLAGETER V, MEYRA B, *et al.*. Magnetic pill tracking: a novel non-invasive tool for investigation of human digestive motility[J]. *Neurogastroenterol Motility*, 2005, 17:148-154.
- [8] WEITSCHIES W, BLUME H, MNNIKES H. Magnetic marker monitoring: high resolution real-time tracking of oral solid dosage forms in the gastrointestinal tract[J]. *European Journal of Pharmaceutics and Biopharmaceutics*, 2010,74(1):93-101.
- [9] WU X D, HOU W S, PENG C L, *et al.*. Wearable magnetic locating and tracking system for MEMS medical capsule [J]. *Sensors and Actuators A*, 2008,141:432-439.
- [10] 郑小林, 李金, 侯文生, 等. 应用磁传感器阵列定位跟踪消化道诊疗胶囊[J]. *光学精密工程*, 2009,17(3):576-582.
- ZHENG X L, LI J, HOU W SH, *et al.*. Localizing and tracking of medical capsule in human by magnetic sensor array[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(3):576-582. (in Chinese)
- [11] GUO X D, YANG ZH, HE W H. A position telemetric method for implantable microcapsules in the gastrointestinal tract[J]. *Measurement Science and Technology*, 2008,19(4):045201-045208.
- [12] 姜萍萍, 颜国正, 郭旭东, 等. 用于体内胶囊式遥测系统的电磁跟踪定位方法[J]. *光学精密工程*, 2007,15(8):1247-1252.
- JIANG P P, YANG ZH, GUO X D, *et al.*. Electro-magnetic tracking system for capsule-typed telemetric device[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(8):1247-1252. (in Chinese)
- [13] FORESEE F D, HAGAN M T. Gauss-Newton approximation to bayesian regularization [C]. *Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ: IEEE Press*, 1997(3):1930-1935.
- [14] SURATGAR A A, TAVAKOLI M B, HOSEIN-ABADI A. Modified Levenberg-Marquardt method for neural networks training[J]. *Trans. Eng. Comput. Technol.*, 2005(6):46-48.

#### 作者简介:



**郭旭东**(1980—),女,湖南益阳人,博士,讲师,2004年于南京理工大学获得硕士学位,2008年于上海交通大学获得博士学位,主要从事医学精密工程与智能微系统等方面的研究。E-mail: guoxd@usst.edu.cn



**严荣国**(1975—),男,江苏盐城人,博士,讲师,2001年于南京航空航天大学获得硕士学位,2006年于上海交通大学获得博士学位,主要从事医用信号分析与处理等方面的研究工作。E-mail: yanrongguo@usst.edu.cn



**颜国正**(1961—),男,湖南桃江人,博士,教授,博士生导师,1993年于吉林工业大学获工学博士学位,1995年在南京航空航天大学博士后出站,主要从事医用精密工程与机器人技术、微小智能系统控制理论和方法等方面的研究。E-mail: gzhyan@sjtu.edu.cn