

# 一种具有迭代约束的最小二乘 ECT 图像重建算法\*

陈宇, 张立新, 陈德运, 于晓洋

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150080)

**摘要:** 针对电容层析成像系统中的“软场”效应和病态问题, 将最小二乘法和迭代法相结合, 提出了一种最小二乘约束迭代的图像重建算法。给出了算法的数学模型, 完成了算法的收敛性分析和证明, 算法在图像重建中使迭代步长在保证收敛的情况下达到最优。仿真和实验结果表明, 该方法与最小二乘法相比, 具有更稳定、成像效果好等特点, 为 ECT 图像重建提供了一种新的有效方法。

**关键词:** 电容层析成像; 最小二乘法; 图像重建; 逆问题; 迭代法

**中图分类号:** TP393.04      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)04-1588-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.04.0110

## Least squares image reconstruction algorithms restricted by iterative method for electrical capacitance tomography system

CHEN Yu, ZHANG Li-xin, CHEN De-yun, YU Xiao-yang

(School of Computer Science & Technology, Harbin University of Science & Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** To solve the soft-field nature and the ill-posed problem in electrical capacitance tomography technology, on the basis of combining the least squares method and iterative algorithm, this paper presented a least squares image reconstruction algorithm restricted by iterative method for electrical capacitance tomography. Presented a mathematic model for the algorithm and proved its convergence characteristic, this image reconstruction algorithm made the iteration step was optimal on the premise of convergence. Experiment results and simulation data indicate that the algorithm is more stable and the precision of image is higher compared with least squares method, and presents a feasible and effective way to the research of image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography system.

**Key words:** electrical capacitance tomography (ECT); least squares method; image reconstruction; inverse problems; iterative method

基于电容传感原理的电容层析成像 (ECT) 技术能够非侵入地对多相流断面成像<sup>[1,2]</sup>, 获取管道截面相分布的微观信息, 而且还具备无辐射、应用部署简单等优点, 在化工、石油、炼油、冶金、电力、轻工、环保及核能等国民经济行业中有着广泛的应用前景。电容层析成像技术出现于 20 世纪 80 年代后期, 它将高速数据采集技术与图像处理技术相融合, 监测石油、化工、电力等领域中的两相或多相流动过程, 可实时显示其在传感器截面上的介质分布图像, 实现流型辨识、浓度测量、过程可视化监测等功能。ECT 的原理是通过计算机采集包围在封闭的工业管道、容器外壁传感器阵列在不同观测角度下的投影数据即电容测量值, 利用相应的图像重建算法, 重建被测物场的介质分布图。因其具有不干扰流场、快速、廉价、无放射等优点被认为是具有广阔发展前景的过程成像技术之一<sup>[3]</sup>。近年来广泛应用于气/油、水/油、特别是气/固两相流动测量以及过程可视化监测中。

ECT 技术的成功应用在一定程度上依赖于图像重建算法的精度与速度。目前, 用于 ECT 图像重建较常用的方法主要有线性反投影算法、正则法及其修正系列、Landweber 迭代法及

修正系列、神经网络算法等<sup>[4,5]</sup>。线性反投影法的特点是算法简单、重建速度快, 但成像质量相对较差, 严格来说, 仅是一种定性的算法; Landweber 迭代法是近年来应用较为广泛的图像重建算法, 但从数值最优化而言, 该法在本质上属于最速下降法, 收敛速度较慢; 应用于 ECT 的神经网络算法在本质上属于模式识别方法, 该方法的成功应用取决于神经网络结构的合理构造和训练样本的完备。由于受到多相流中流型变化的随机性和复杂性等因素的影响, 使得完备训练样本的获取较为困难, 而且在实际应用过程中网络结构的确定也存在一定困难。标准 Tikhonov 正则法是一个处理病态问题的有效方法<sup>[6]</sup>, 然而该方法应用于 ECT 图像重建效果也并非理想, 原因之一是标准 Tikhonov 泛函的过度光滑, 导致所重建图像的细节信息丢失<sup>[7]</sup>。

### 1 ECT 技术基本原理及图像重建

ECT 系统一般包括传感器系统、数据采集系统、图像重建计算机三部分, 如图 1 所示。传感器系统通常由均匀安装在绝缘管道外壁的多对电容极板构成; 数据采集系统测量任一电容

**收稿日期:** 2009-06-10; **修回日期:** 2009-07-27      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60572153, 60972127); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200802140001); 黑龙江省自然科学基金资助项目(F200609); 国家教育部“春晖计划”资助项目(Z2007-1-15013)

**作者简介:** 陈宇(1975-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为探测与成像技术、多媒体技术; 张立新(1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为多相流检测技术、图像处理; 陈德运(1962-), 男, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为探测与成像技术、图像处理(chendeyun@hrbust.edu.cn); 于晓洋(1962-), 男, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为探测与成像技术、计算机视觉。

板间的电容值,获得不同观察角度下的“投影数据”,并馈入成像计算机,测量时各极板依次被选做激励极板,施加电压  $V$ ,其余极板为检测极板,处于地电位。对于一个  $N$  极板的 ECT 系统,可得到  $N(N-1)/2$  个独立测量值。由于这些测量值反映了管道内介电常数的分布情况,采用某种图像重建算法就可以给出被测对象介质分布的断层图。

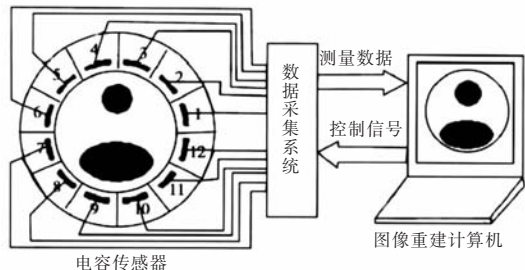


图 1 12 电极电容层析成像系统的组成

ECT 系统原理是当被测管道内多相流在流动的过程中各相比重发生变化,即管道内电介质介电常数发生变化,引起 ECT 电容传感器电容测量值的变化。通过这些测量到的电容值可用重建算法重构出截面图像,从而达到在线检测多相流各相分布情况的目的。极板间的电容测量值由两部分组成:极板对间管道内部的电介质形成的电容和位于管道外和屏蔽罩间的屏蔽层的电介质形成的电容。通过合理设计电容传感器,可使第二部分的电容值很小,从而忽略其对整个电容测量值的影响。

若忽略管道轴向的多相流体各相相的分布变化,即认为管道在极板长度的范围内每个截面的介质分布均相同,在极板长度较短时,此假设具有其合理性。在此假设前提下,根据电学原理并忽略管道壁以外部分屏蔽的影响,电容  $C_j$  表示为

$$C_j = \iint_D \varepsilon(x, y) \times S_j(x, y, \varepsilon(x, y)) dx dy \quad (1)$$

其中:  $j=1, 2, \dots, 66$  (对于 12 个电容极板的 ECT 系统);  $D$  表示管道截面;  $\varepsilon(x, y)$  为管道截面内电介质分布函数 (对应于相分布);  $S_j(x, y, \varepsilon(x, y))$  为极板间电容  $C_j$  的灵敏度分布函数,即电容  $C_j$  对点  $(x, y)$  处介质的敏感程度。

式(1)实际上是把电容作为管截面上各点介电常数的加权,而某点的加权值的大小反映了电容对此点介质变化的灵敏程度。从灵敏度分布函数的定义中可以看出,电容  $C_j$  的灵敏度分布函数受到电介质分布  $\varepsilon(x, y)$  的影响,即当管道内介质分布不同时,管道内同一点对电容  $C_j$  的影响程度也不同,这就是 ECT 系统的“软场”特性(“软场”这一词是针对医学 CT 中 X 射线具有直线穿透的能力且不因介质分布而改变传播方向的性质而言的)。通常为了便于求解,假设灵敏度分布函数受介质分布的影响很小并可忽略,这样可表示为

$$C_j = \iint_D \varepsilon(x, y) \times S_j(x, y) dx dy \quad (2)$$

其中:  $S_j(x, y)$  为极板间电容  $C_j$  的灵敏度函数。

在 12 电极系统中,有 66 个独立电容,可用一个 66 维向量  $[C_1, C_2, \dots, C_{66}]$  表示,相应应有 66 个灵敏度函数  $S_1(x, y), S_2(x, y), \dots, S_{66}(x, y)$ , 则有

$$[C_1, C_2, \dots, C_{66}] = [\iint_D \varepsilon(x, y) S_1(x, y) dx dy, \iint_D \varepsilon(x, y) S_2(x, y) dx dy, \dots, \iint_D \varepsilon(x, y) S_{66}(x, y) dx dy] \quad (3)$$

图像重建的目的是根据式(3)解出  $\varepsilon(x, y)$ ,即根据已知电容测量值  $[C_1, C_2, \dots, C_{66}]$ ,利用灵敏度作为先验信息求解电介质的分布  $\varepsilon(x, y)$ 。由于已知数的个数较少(66 个,少于成像像

素的个数),此逆问题求解极为困难,不可能得到精确解,但采用合理的方法还是能求出其近似解。因此通过测量极板间的电容值可计算出管道截面内的介质分布图像。

## 2 最小二乘法的图像重建算法及其局限性

ECT 图像重建包含求解正问题和逆问题两个部分。正问题是由已知的介电常数分布求出传感器各极板对之间的电容值。在实际的图像重建中,经过一系列的简化和线性处理常可以将 ECT 图像重建模型简化成如下的矩阵形式:

$$SG = C \quad (4)$$

其中:  $C$  为电容测量值矩阵;  $G$  为介电常数分布矩阵,在图像重建中代表图像灰度值;  $S$  反映了电容  $C$  受物质  $G$  分布变化的影响,称为敏感场。ECT 逆问题求解简单说就是在已知  $S$  和  $C$  时如何快速有效地求解其中的  $G$ 。总之,ECT 系统的图像重建是在有限个投影数据下的求逆过程,且投影数据量少于未知量个数,这类逆问题的求解在本质上属于病态问题,它的解具有不稳定性。既然图像重建就是从电容测量值矩阵  $C$  来估计图像向量  $G$  的问题,因为测不到完整的投影数据,不存在通常意义下的解,这时可以选择用最小二乘法进行图像重建。因为最小二乘法能够很好地求得欠定方程在满足一定的误差条件下的最佳解,即寻找使

$$f(G) = \|SG - C\|^2 \quad (5)$$

取得最小值的  $G$ 。若  $S$  为非奇异矩阵,则上式的最小二乘解为

$$G = (S^T S)^{-1} S^T C \quad (6)$$

当  $S^T S$  非奇异,即  $S$  的列满秩时,上式的最小二乘解是唯一的,但通常  $S^T S$  是奇异矩阵,从而使最小二乘准则不一定能唯一地决定  $G$ ,即可能有多于一个的向量  $G$ ,使上式取得最小值。这就会造成最小二乘估计方法的误差偏大。

## 3 改进最小二乘算法

通过上面的分析,如果单一地用最小二乘法进行 ECT 图像重建,虽然最小二乘算法的公式比较简单,图像重建的实时性较好,但所得的截面图像精度很低。在 ECT 图像重建的诸多算法中,用迭代法进行图像重建可以得到精度较高的管截面图像,但由于要达到一定精度的图像需要很多的迭代步数,所以无法达到在线快速成像的实时性要求。本文采用如下的方法:将最小二乘法进行改进,将迭代法的优势融合到最小二乘法中,这样既能满足图像重建的实时性要求,又能提高重建图像的精度。目前的迭代法多以线性模型为基础,ECT 中电容与物质分布的线性关系可被简化为式(4):

$$SG = C$$

由于  $S$  的逆矩阵  $S^{-1}$  不存在,可以用  $S$  的转置  $S^T$  代替  $S^{-1}$  来求得  $G$  的近似解:

$$G = S^T C \quad (7)$$

即可实现图像重建。

迭代法在电容层析成像领域内得到了一定的发展,常用的包括 Tikhonov 迭代法、LandWeber 迭代法、同步迭代重建技术(SIRT)等。本文在此选择的是将 SIRT 融合到最小二乘法中,SIRT 算法源于对代数重建法(ART)的改进,能有效地抑制测量数据中的噪声,其公式为

$$G_{k+1} = G_k + \partial_k S^T \frac{(C - SG_k)}{\text{diag}(SS^T + \mu)} \quad (8)$$

因为用广义逆求解逆问题具有不定解,测量数据的微小波动将引起解的较大变化,导致解不稳定。为了消除这种不稳定性,进行了简单的正则化处理,上式中的  $\mu$  即为正则化参数,本文中正则化参数  $\mu$  取值为 0.5,  $I$  为单位矩阵;同时为了改善迭代过程的稳定性以及加快收敛速率,还可以引入投影算子  $f$ ,将每次迭代结果投影到一个凸集上,将上式改写为

$$G_{k+1} = f [ G_k + \partial_k U S^T V ( C - S G_k ) ] \quad (9)$$

其中  $U = I_N, V = \frac{1}{\text{diag}(SS^T + \mu I)}$ , 式中  $f(x)$  为投影算子。

$$f(x) = \begin{cases} f(x) & 0 \leq f(x) \leq 1 \\ 0 & f(x) < 0 \\ 1 & f(x) > 1 \end{cases} \quad (10)$$

迭代步长  $\partial_k$  的选取在迭代过程中起着至关重要的作用,若选取太小,收敛速度慢;若选取太大,会导致不收敛。为了减少迭代次数,同时保证迭代法的成像质量,这时本文采用最小二乘法来进行迭代约束,选择迭代步长,找出使误差的平方和达到最小的待求问题解的估计。方法如下:

定义误差为  $e_k = C - S G_k$  (11)

根据两次迭代误差整理得到

$$f_{k+1} = \| e_{k+1} \|^2 = \| e_k - \partial_k S E e_k \|^2 \quad (12)$$

其中:  $E = U S^T V$ , 求  $\partial_k$  的最优解,即变成  $f_{k+1}$  极小值问题,对  $f_{k+1}$  求导并令其等于 0,即

$$\frac{d f_{k+1}}{d \partial_k} = 0 \quad (13)$$

整理上式即可得到用最小二乘法求得的优化迭代步长  $\partial_k$ :

$$\partial_k = \frac{\| (e_k)^T F e_k \|}{2 \| H e_k \|^2} \quad (14)$$

其中:  $F = E^T S^T + S E, H = S E$ 。

下面对本文改进的方法的收敛性进行分析。

对于下面的迭代格式:

$$G_{k+1} = G_k + \partial_k S^T \frac{(C - S G_k)}{\text{diag}(SS^T + \mu I)} \quad (15)$$

所对应的线性最小二乘问题的方程组为

$$W = \partial_k S^T \frac{(C - S G_k)}{\text{diag}(SS^T + \mu I)} \quad (16)$$

即  $W = -\alpha S^T r [ \text{diag}(SS^T + \mu I) ]^{-1}$ 。其中,  $r = S G_k - C, \alpha = \partial_k$ 。利用奇异值分解定理可以获得如下的表达式:

$$W = - \sum_{i=1}^M \frac{\delta_i^2}{\delta_i^2 + \mu} \frac{\alpha P^T r}{\delta_i} Q \quad (17)$$

其中:  $P$  和  $Q$  是矩阵  $W$  的左右奇异值矩阵,并且  $P$  和  $Q$  都是正交矩阵,  $W$  可写成  $W = P \Sigma Q, \Sigma = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M)$ ,  $\delta$  是  $W$  的奇异值。由于本算法中引入了加权因子,使得求解过程中的余项  $r$  变得均匀稳定,同时用  $\frac{\delta_i^2 \alpha}{\delta_i^2 + \mu}$  代替  $\frac{1}{\delta_i}$  可以很好地减少当

$\delta_i \rightarrow 0$  和  $\frac{1}{\delta_i} \rightarrow \infty$  时用此法求解方程受迭代余项  $r$  误差的影响。

其中  $r$  中含有实际的测量电容值  $C$ , 并且由于  $P$  和  $Q$  都是正交的,因此能够保证每次迭代都收敛于一个凸集。这种改进的算法对于求解 ECT 系统的反问题是收敛的。

#### 4 仿真与实验结果

为了验证算法的有效性,用 12 电极系统进行了仿真实验。成像时将管道截面用  $34 \times 34$  网格划分成 1 156 个像素,在管

道截面的有效区域共 908 个成像单元。对典型流型(层流、核心流、泡状流)进行了预设置实验,成像时采用了统计滤波阈值。采用数值仿真方法对本文所阐述的算法(improved algorithm based on the LS, ILS)进行图像重建,并同最小二乘法和线性反投影法(LBP)的图像重建质量进行比较,仿真计算在 P IV 2.4 GHz CPU, 512 MB 内存计算机上的 MATLAB 上进行。

由于本文所提算法的收敛速度较快且稳定性好,经大量实验,通常选取十几步(简单模型)到几十步(复杂模型)的迭代就可获得较好的成像质量。在分析重建图像的质量时,选用空间图像误差作为图像质量评价指标,其定义如下:

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^n |g_{i(\text{img})} - g_{i(\text{init})}|}{\sum_{i=1}^n g_{i(\text{init})}} \quad (18)$$

其中:  $g_{i(\text{img})}$  为重建图像向量;  $g_{i(\text{init})}$  为介质分布原型图像向量;  $i$  为成像区域剖分单元索引;  $n$  为成像区域单元总数。

实验结果如图 2~5 所示(黑色区域是水,白色区域是油)。

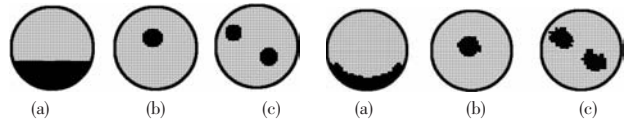


图 2 真实的模型

图 3 LBP 图像重建

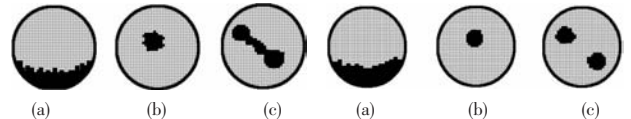


图 4 最小二乘图像重建

图 5 ILS 算法图像重建

从成像结果的图像可以看出,对于层流和核心流, LBP 算法对于层流误差较大,最小二乘法误差也比较明显,核心流也存在一定的误差,但大体接近原流型,而本文所提 ILS 算法则十分接近原流型。对于泡状流型,最小二乘法失真明显,误差极大, LBP 法成像结果与原型相比,位置上有较大的误差,出现了较大的失真。可以看出 ILS 算法的图像效果明显要好,最接近原始流型,且可以减少图像重建时的模糊效应,区分多个物体。表 1 是重建图像的误差比较,结合表 1 可以看出,最小二乘法误差比较大,本文 ILS 算法误差最小。表 2 是算法迭代步数的比较,可以看出 ILS 算法比最小二乘法迭代步数要少。从以上分析可以看出,使用改进后的图像重建算法 ILS,其成像的精度、质量和速度比最小二乘法和 LBP 法要好。

表 1 图像误差 %			表 2 迭代步数 次				
原型	(a)	(b)	(c)	原型	(a)	(b)	(c)
LBP	51.16	50.32	78.43	LBP	0	0	0
最小二乘法	43.32	55.36	88.68	最小二乘法	19	23	21
ILS 算法	28.58	31.27	46.53	ILS 算法	18	20	18

#### 5 结束语

本文在分析 ECT 逆问题病态特性的基础上,提出了一种基于最小二乘法的用于电容层析成像图像重建的新方法。针对最小二乘法进行重建图像精度较低的问题,提出将最小二乘法和迭代法结合起来进行图像重建,即通过最小二乘法约束迭代法,使迭代步长在保证收敛的情况下达到最优化,这样就可以有效地提高成像的精度。仿真实验结果表明,这种方法是有效的,用这种方法进行图像重建比单纯地用最小二乘法重建图像大大地提高了管截面成像的质量,而且在成像的速度上也符合要求。



结果。本文采用的生长准则为

$$\text{dev}_{f(x,y)} \leq t_0, \forall (x,y) \in R_r \text{ or } R_l \quad (3)$$

其中:  $\text{dev}_{f(x,y)} = \frac{\sum_{x=-3}^3 \sum_{y=-3}^3 [f(x,y) - \text{means}]^2}{(7 \times 7)}$  (4)

式中 $f(x,y)$ 为“种子”点的八邻接像素点;means是以 $f(x,y)$ 为中心的 $7 \times 7$ 邻域的像素点的灰度平均值; $t_0$ 是用来测试图像中像素是否与“种子”和8连接“种子”足够相似的阈值。通过对20幅CT图像的测试,本文将 $t_0$ 选为30。

区域生长的另一个问题是停止规则的建立。一般来说,当不再有像素满足该区域所包含的准则时,生长区域的过程就会停止。区域生长过程和停止规则的算法表达如下:

```
Assume image g is the initial seeds image, set count0 = 1, i = 1, h(0) = 0
while count0 do
  for all pixel f(x,y) in Rl or Rr
    if g(x,y) = 0 and there is at least a seed in f(x,y)'s 8-connected region
      then count devf(x,y)
      if devf(x,y) ≤ t0 then g(x,y) = f(x,y)
    end
    i = i + 1
    h(i) = number(g)
    count0 = h(i) - h(i - 1)
  end
```

图4(c)是图4(b)经过区域生长法处理后的结果,图4(d)(e)是两类图像的最终分割结果。可以看出,用本文提出的适应性的区域生长算法可以很好地实现肾脏与毗邻重叠器官的分割。

## 2 实验结果与讨论

用本文算法对20幅腹部CT图像进行了实验。这20幅腹部CT图像可分为两类:肾脏与毗邻器官不重叠;肾脏与毗邻器官部分重叠且灰度值相近。根据本文算法,在肾脏分割阶段,对第一类图像只使用区域标记法;对第二类图像先使用区域标记法,然后通过分析区域标记法的结果决定是否继续使用适应性的区域生长法。图5给出了另外两幅典型的腹部CT图像以及使用本文算法后的分割结果,其中(a)为第一类图像,(b)是(a)的分割结果;(c)为第二类图像,(d)是(c)的分割结果。可以看出,使用本文的算法可以很好地实现两类腹部CT图像肾脏的分割。

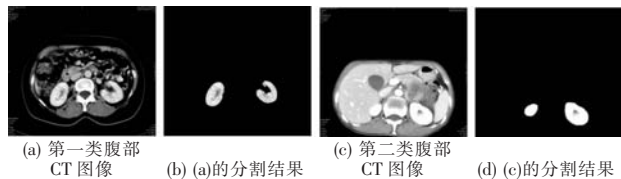


图5 两类腹部CT图像肾脏的分割

本文算法测试平台配置为CPU: Intel Pentium4 3.0 GHz,内存为1 GB,操作系统为Windows XP,所用代码均由MATLAB 7.1编程实现。实验表明本文算法分割第一类腹部CT图像肾脏的平均时间为7.56 s,分割第二类腹部CT图像肾脏的平均时间为20.58 s,可以看出,本文算法是高效的。

## 3 结束语

由于相邻器官的灰度相似性,不同肾脏之间的个体差异以及部分容积效应,肾脏分割一直以来都是一项比较困难的工作。为解决以上问题,本文提出了一种基于先验知识的肾脏自动分割算法。本文算法的创新之处在于先利用肾脏位置的先验知识以肋骨和脊椎骨为界标选取感兴趣的肾脏区域,然后使用OTSU阈值分割法去除感兴趣的肾脏区域中灰度值较低的肌肉和脂肪组织,再对不同类型的肾脏图像使用不同的分割方法。本文算法通用性强,适用于不同的腹部CT图像,实验结果表明该算法可以得到有效而且准确的分割结果,时间复杂度低。腹部CT图像中肾脏的自动分割是肾脏计算机辅助诊断的关键步骤,因此本文算法具有一定的临床实用价值。

**致谢:**感谢中南大学湘雅医学院医学影像中心提供的腹部CT图像数据。

## 参考文献:

- [1] SELVER M A, KOCAOGLU A, DEMIR G K. Patient oriented and robust automatic liver segmentation for pre-evaluation of liver transplantation[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, 38(7): 756-784.
- [2] POHLE R, TOENNIES K D. Self-learning model-based segmentation of medical images[J]. *Image Processing & Communications*, 2001(7): 99-113.
- [3] TSAGAAN B, SHIMIZU A, KOBATAKE H. Segmentation of kidney by using a deformable model[C]//Proc of International Conference on Image Processing. 2001: 1059-1062.
- [4] LIN D T, LEI C C, HUNG S W. Computer-aided kidney segmentation on abdominal CT images[J]. *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 2006, 10(1): 59-65.
- [5] 肖刚, 应晓芳, 高飞, 等. 基于领域灰度值的二维OTSU分割方法[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(4): 1544-1547.
- [6] 杨卫莉, 郭雷, 许钟, 等. 基于区域生长和蚁群聚类的图像分割[J]. *计算机应用研究*, 2008, 25(5): 1579-1581.
- [7] GAO Yan, WANG Bo-liang. Automatic segmentation of kidney without using contrast medium on abdominal CT images[C]//Proc of the 3rd International Conference on Intelligent System & Knowledge Engineering. 2008: 1242-1246.

(上接第1590页)

## 参考文献:

- [1] YANG W Q, PENG Li-hui. Image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography[J]. *Measurement Science and Technology*, 2003, 14(11): 1-13.
- [2] XIE C G, PLASKOWSKI A, BECK M S. 8-electrode capacitance system for two-component flow identification, part 1: tomographic flow imaging[J]. *IEE Proceedings A*, 1989; 136(4): 173-190.
- [3] WARSITO W, FAN L S. Measurement of real-time flow structures in gas-liquid and gas-liquid-solid flow systems using electrical capacitance tomography (ECT)[J]. *Chemical Engineering Science*, 2001, 56(6): 6455-6462.
- [4] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Recurrent least squares support vector machines[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems*, 2000, 47(7): 1109-1114.
- [5] 雷斌, 刘石. 基于改进极小范数解的电容层析成像图像重建算法[J]. *中国电机工程学报*, 2007, 26(27): 79-80.
- [6] ZHANG Xiu-gang, WANG Dong. Recent development in process tomography for multiphase flows[J]. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2004, 19(3): 221-226.