



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110301940 A

(43)申请公布日 2019.10.08

(21)申请号 201910520802.8

(22)申请日 2019.06.17

(71)申请人 翟凯

地址 250004 山东省济南市市中区经六路
157号山东省山大附属生殖医院

(72)发明人 翟凯

(74)专利代理机构 泰安市诚岳专利代理事务所
(特殊普通合伙) 37267

代理人 姚艳梅

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

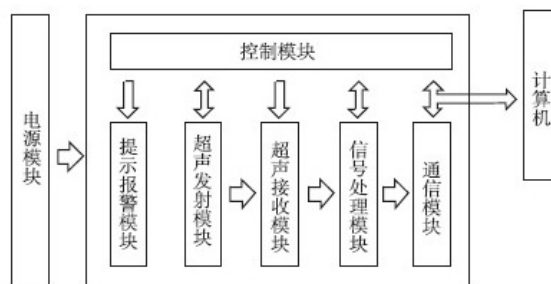
权利要求书4页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种基于机器学习的腹腔彩超仪

(57)摘要

本发明涉及一种基于机器学习的腹腔彩超仪,通过对图像处理方法的改进使得该彩超仪能够从二维超声序列图像中自动获取感兴趣解剖结构的标准切面,同时,通过机器学习的方法训练由粗到精的多重检测器,以快速准确地定位超声图像中的结石,并采用多尺寸标准分割的分割算法,能够明显克服噪声影响、对比度、形状及表面变化等问题,获得边界明显的结石形态。



1. 一种基于机器学习的腹腔彩超仪,包括超声发射与接收模块、回波信号处理模块、电源管理模块、通信模块和控制系统,其特征在于:

超声发生阶段,主微处理器提供系统开始工作的信号,辅助微处理器向波束形成器写入控制设置,并与波束形成器共同通过或门阵电路,向脉冲发生器提供开关控制信号,脉冲发生器根据开关控制信号不同,打开芯片内部不同通道,输出所需高频激励脉冲电压,激励脉冲电压传递到超声探头,激励探头内压电陶瓷产生高频超声波并对外发射;

在超声回波接收处理阶段,超声探头将超声回波信号转变成电压模拟信号,并将超声回波的模拟信号输送到滤波放大电路,滤波放大电路对超声回波进行滤波与放大处理,经放大后的超声信号在模数转换电路中完成模拟信号向数字信号的转变,并通过缓存电路存储到主微处理器的数据存储区,主微处理器通过串口转USB 或以太网接口将数据传输到计算机。

2. 根据权利要求1所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,其特征在于:所述腹腔彩超仪对检测图像的处理方法如下:

步骤1:由粗到精的方式训练的两个级联分类器,用滑动窗口处理来快速地检测结石的大致位置,由精训练集产生的检测器来搜索候选结石的精确位置;

步骤2:对检测到的图像质量进行评估,并采用均值移位算法消除结石区域的噪声并增强其对比度;

步骤3:采用多尺寸分割对图像进行处理;

步骤4:对步骤3中获取的结石图像子块引导合并,形成完整的结石区域图像。

3. 根据权利要求2所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,其特征在于:所述两个级联分类器的训练方法具体为:

步骤11:训练样本准备,专家结合对历史检测图像对结石边界进行手工选取和绘制,根据此边界,自动计算出能定义长径的两个点(x_1 和 x_2)和最小外接矩形的中心 x_0 ,进而,以 x_0 为中心,边长 $l=k \times ||x_1-x_2||$ 的矩形就定义了孕囊的对齐图像,即训练正样本,其中 $k=1.1$;

将上述对齐正样本集进行水平和垂直镜像变换,将变换后的图像加入训练正样本集,然后将所有的图像使用双线性插值法统一缩放到 24×24 像素大小,作为扩展集;

在粗训练阶段,对扩展集中的图像进行平移、剪切等变化以产生另一个正样本集,而第一组负样本则来自于在各图像中远离正样本的区域随机选取的图像块;

在精训练阶段,正样本为上述扩展集,而第一组负样本则来自于各图像中孕囊附近一定区域内随机选取的图像块;

步骤12:特征提取,设定扩展特征集的15个原型,包括:4个边界特征、8个线特征、2个中心环绕特征和1个对角线特征;每个特征定义为如下的向量形式:

$$v_f = [t, x_f, y_f, \Delta x, \Delta y]$$

式中, $t \in \{1, \dots, 15\}$ 指代特征的类型, (x_f, y_f) 表示特征掩模在训练样本中左上角的坐标, Δx 和 Δy 分别是矩形的长度和宽度。

特征值由如下公式计算:

$$f = \frac{Area(r_0)}{Area(r_1)} \cdot RecSum(r_1) - RecSum(r_0)$$

式中, r_0 代表穿过黑色和白色区域的矩形即整个特征掩模, r_1 表示黑色区域, $Area(r_1)$ 表示区域 r_1 的面积, $RecSum(r_1)$ 为 r_1 中的像素(灰度)和;

步骤13:分类器训练,对训练器进行由粗到精的两级训练。

4.根据权利要求3所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,其特征在于:

所述步骤13具体为:

(1)选择包括 m 个包含结石区域和1个背景区域的训练图像,分别对正、负样本初始化权

$$\text{值 } w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l} ;$$

(2)训练 T 个弱分类器:首先,初始化权重, $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$, 以使 w_t 为一个概率分

布,其中, $t \in \{1, \dots, T\}$; 然后,对于每一个特征 j ,训练一个弱分类器 h_j ,并计算带权重的误差 $\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$; 并选择误差 ε_t 最小的弱分类器 h_t ; 随后,更新权重:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}; \text{ 如果 } x_i \text{ 被分类正确,则 } e_i = 0, \text{ 否则 } e_i = 1, \text{ 其中 } \beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t} ;$$

(3)计算得出强分类器:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{其余} \end{cases}, \text{ 其中, } \alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t} .$$

5.根据权利要求2所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,其特征在于:所述步骤2中对检测到的图像质量进行评估的具体方法为:

首先,根据一组检测到的物体的中心点: $p_i = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中 N 是中心点个数;选择初始点, $Ini = \arg \min_i d(p_i, m(p))$, 其中, $d(\cdot)$ 表示欧式距离, $m(p)$ 是所有检测到的点的平均位置;

然后,对检测点进行赋值处理 $p_{cur} = p_{Ini}$, 并计算中心点与初始点之间的距离 $d(p_{cur}, p_i)$, 其中 $i = \{Ini-1, \dots, 1\}$ 和 $\{Ini+1, \dots, N\}$, 当该距离大于距离阈值 T_d 或两点的帧间间距小于帧阈值 T_f 时,则排除当前点,否则,进行赋值处理;

最后,即可得到一组没有膀胱检测结果的中心点,并根据该组中心点的数据,计算运动模糊图像和正常图像获得图像的熵: $H = -\sum_{i=0}^{255} (P(i) \cdot \log_2(P(i)))$, 式中, $P(i)$ 是灰度值为 i 的像素在图像中所占的比例,即可得出运动的超声图像的噪声大小。

6.根据权利要求2所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,其特征在于:所述步骤2中

均值移位算法的具体方法为:

(1) 进行初始化, 设置初始像素 $f_k(c)$, 核函数 G , 误差 ε , 空域带宽 h_s 和值阈带宽 h_r ;

(2) 计算 $f_{k+1}(c) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^N f_k(c_i) G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}{\sum_{i=1}^N G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}$; 式中, $f_k(c)$ 表示第 k 次迭代中输入

图像的像素, $f_k(c_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 表示以 $f_k(c)$ 为中心以 $2h_s$ 为边长的窗口内的像素;

(3) 如果 $|f_{k+1}(c) - f_k(c)| > \varepsilon$, 则设 $f_{k+1}(c) = f_k(c)$ 并返回步骤2; 如否, 则结束此像素的迭代并将 $f_{k+1}(c)$ 的灰度赋值给该像素点滤波后的灰度值, 然后, 转到下一个像素同时返回步骤2, 直到遍历完整个图像。

7. 根据权利要求2所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪, 其特征在于: 所述步骤3中的多尺寸分割具体为:

(1) 选定一幅结石图像 I , 分解相似性矩阵 W , 将其由最大连接半径分解为不同尺寸 s 上的短域连接和长域连接形式:

$$W = W_1 + W_2 + \dots + W_s$$

式中, W_1 是尺寸1上的相似性矩阵, 其以所有像素作为图节点, 并用图边缘连接距离小于 r 的像素, W_s 通过在 W_1 中以 $(2r+1)^{s-1}$ 间距采样得到。

(2) 建立跨尺寸约束矩阵 C , 以在各尺寸间传递分割数据容量, 进而使得所有尺寸的分割达成一致, 其中, 跨尺寸约束矩阵 C 具体为:

$$C = \begin{bmatrix} C_{1,2} & -I_2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & C_{s-1,s} & -I_s \end{bmatrix}; \text{ 式中, } C_{s,s+1}(i, j) \text{ 是 } N_{s+1} \times N_s \text{ 的矩阵, 用于确保粗尺}$$

寸上的分割 X_{s+1} 是精尺寸上的分割 X_s 的局部平均; I_s 是以 $(2r+1)$ 为采样因子, 在 I_{s-1} 上均匀采样的结果, N_s 是尺寸 s 上的像素数量。

(2) 采用上述步骤(1)和步骤(2)中的相似性矩阵 W 和跨尺寸约束矩阵 C , 对图像进行多尺寸分割, 具体方式为:

$$\hat{X} = \arg \max_{X|X_1, \dots, X_k} \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \frac{X_t^T W X_t}{X_t^T D X_t}, \forall C X = 0; \text{ 式中 } D(i, j) = \sum_t W(i, j), X_t \text{ 为指示}$$

向量, 指示像素属于区域 t 。

8. 根据权利要求2所述的一种基于机器学习的腹腔彩超仪, 其特征在于: 所述步骤4的具体方法为:

(1) 对于所有在精检测阶段被识别为像结石的图像区域 R_i , 找出其中最像结石的一个区域 r_i^* , 得到最大化 $H(R)$ 的区域;

(2) 将 r_i^* 的中心点 p_i^* 加入到集合 C_p 中;

(3) 如果有某一图像区域 r_i 的后验概率满足: $q(+1|r_i) \geq \beta q(+1|r_i^*)$,

则将该区域的中心点 p_i 也加入到 C_p 中,然后把包含 C_p 中像素的分割子块合并起来以得到结石区域。

一种基于机器学习的腹腔彩超仪

技术领域

[0001] 本发明涉及图像检测识别技术,特别涉及一种基于机器学习的腹腔彩超仪。

背景技术

[0002] 肾结石是泌尿系统的常见疾病之一,肾结石容易引起尿路梗阻和感染,对肾功能损害较大,尤其在尿路长期梗阻及孤立肾梗阻时,对全身影响更为严重,处理上也较复杂,严重者可危及生命。

[0003] 现代医学对肾结石进行检测时,通常采用彩超仪器或B超仪进行检测,但由于腹腔内部环境复杂,需要医生经验丰富才能够准确查找到肾结石所在区域并判断肾结石的大小,以便制定后续的治疗方案,因此,上述病情的诊断依然需要依靠医生的丰富经验,不利于现代治疗技术的智能化和精准化发展。

[0004] 因此,需要研究一种能够快速对肾结石位置和形状、大小进行判断的彩超仪来辅助医生进行肾结石病情的诊断。

发明内容

[0005] 本发明的目的是为了解决背景技术而提出的一种基于机器学习的腹腔彩超仪,通过对图像处理方法的改进使得该彩超仪能够从二维超声序列图像中自动获取感兴趣解剖结构的标准切面,同时,通过机器学习的方法训练由粗到精的多重检测器,以快速准确地定位超声图像中的结石,并采用多尺寸标准分割的分割算法,能够明显克服噪声影响、对比度、形状及表观变化等问题,获得边界明显的结石形态,具有良好的应用前景。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用了如下技术方案:

[0007] 一种基于机器学习的腹腔彩超仪,包括超声发射与接收模块、回波信号处理模块、电源管理模块、通信模块和控制系统,其特征在于:

[0008] 超声发生阶段,主微处理器提供系统开始工作的信号,辅助微处理器向波束形成器写入控制设置,并与波束形成器共同通过或门阵电路,向脉冲发生器提供开关控制信号,脉冲发生器根据开关控制信号不同,打开芯片内部不同通道,输出所需高频激励脉冲电压,激励脉冲电压传递到超声探头,激励探头内压电陶瓷产生高频超声波并对外发射;

[0009] 在超声回波接收处理阶段,超声探头将超声回波信号转变成电压模拟信号,并将超声回波的模拟信号输送到滤波放大电路,滤波放大电路对超声回波进行滤波与放大处理,经放大后的超声信号在模数转换电路中完成模拟信号向数字信号的转变,并通过缓存电路存储到主微处理器的数据存储区,主微处理器通过串口转USB或以太网接口将数据传输到计算机。

[0010] 进一步的,所述腹腔彩超仪对检测图像的处理方法如下:

[0011] 步骤1:由粗到精的方式训练的两个级联分类器,用滑动窗口处理来快速地检测结石的大致位置,由精训练集产生的检测器来搜索候选结石的精确位置;

[0012] 步骤2:对检测到的图像质量进行评估,并采用均值移位算法消除结石区域的噪声

并增强其对比度；

[0013] 步骤3:采用多尺寸分割对图像进行处理；

[0014] 步骤4:对步骤3中获取的结石图像子块引导合并,形成完整的结石区域图像。

[0015] 作为本发明的进一步限定,所述两个级联分类器的训练方法具体为:

[0016] 步骤11:训练样本准备,专家结合对历史检测图像对结石边界进行手工选取和绘制,根据此边界,自动计算出能定义长径的两个点(x_1 和 x_2)和最小外接矩形的中心 x_0 ,进而,以 x_0 为中心,边长 $l=k \times x_1-x_2$ 的矩形就定义了孕囊的对齐图像,即训练正样本,其中 $k=1.1$;

[0017] 将上述对齐正样本集进行水平和垂直镜像变换,将变换后的图像加入训练正样本集,然后将所有的图像使用双线性插值法统一缩放到 24×24 像素大小,作为扩展集;

[0018] 在粗训练阶段,对扩展集中的图像进行平移、剪切等变化以产生另一个正样本集,而第一组负样本则来自于在各图像中远离正样本的区域随机选取的图像块;

[0019] 在精训练阶段,正样本为上述扩展集,而第一组负样本则来自于各图像中孕囊附近一定区域内随机选取的图像块;

[0020] 步骤12:特征提取,设定扩展特征集的15个原型,包括:4个边界特征、8个线特征、2个中心环绕特征和1个对角线特征;每个特征定义为如下的向量形式:

[0021] $v_f = [t, x_f, y_f, \Delta x, \Delta y]$

[0022] 式中, $t \in \{1, \dots, 15\}$ 指代特征的类型, (x_f, y_f) 表示特征掩模在训练样本中左上角的坐标, Δx 和 Δy 分别是矩形的长度和宽度。

[0023] 特征值由如下公式计算:

[0024]
$$f = \frac{Area(r_0)}{Area(r_1)} \cdot RecSum(r_1) - RecSum(r_0)$$

[0025] 式中, r_0 代表穿过黑色和白色区域的矩形即整个特征掩模, r_1 表示黑色区域, $Area(r_1)$ 表示区域 r_1 的面积, $RecSum(r_1)$ 为 r_1 中的像素(灰度)和;

[0026] 步骤13:分类器训练,对训练器进行由粗到精的两级训练。

[0027] 进一步的,所述步骤13具体为:

[0028] (1) 选择包括 m 个包含结石区域和1个背景区域的训练图像,分别对正、负样本初始

化权值 $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$;

[0029] (2) 训练 T 个弱分类器:首先,初始化权重,
$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$$
, 以使 w_t 为一个概率

分布,其中, $t \in \{1, \dots, T\}$;然后,对于每一个特征 j ,训练一个弱分类器 h_j ,并计算带权重的误差 $\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$;并选择误差 ε_t 最小的弱分类器 h_t ;随后,更新权重:

$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$; 如果 x_i 被分类正确,则 $e_i=0$,否则 $e_i=1$,其中 $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t}$;

[0030] (3) 计算得出强分类器:

$$[0031] \quad h(x) = \begin{cases} 1, \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t, & \text{其中, } \alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t} \\ 0, & \text{其余} \end{cases}$$

[0032] 作为本发明的进一步限定,所述步骤2中对检测到的图像质量进行评估的具体方法为:

[0033] 首先,根据一组检测到的物体的中心点: $p_i = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中N是中心点个数; 选择初始点, $\text{Ini} = \arg \min_i d(p_i, m(p))$, 其中, $d(\cdot)$ 表示欧式距离, $m(p)$ 是所有检测到的点的平均位置;

[0034] 然后,对检测点进行赋值处理 $p_{\text{cur}} = p_{\text{Ini}}$, 并计算中心点与初始点之间的距离 $d(p_{\text{cur}}, p_i)$, 其中 $i = \{\text{Ini}-1, \dots, 1\}$ 和 $\{\text{Ini}+1, \dots, N\}$, 当该距离大于距离阈值 T_d 或两点的帧间间距小于帧阈值 T_f 时, 则排除当前点, 否则, 进行赋值处理;

[0035] 最后, 即可得到一组没有膀胱检测结果的中心点, 并根据该组中心点的数据, 计算运动模糊图像和正常图像获得图像的熵:

[0036] $H = -\sum_{i=0}^{255} (P(i) \cdot \log_2(P(i)))$, 式中, $P(i)$ 是灰度值为 i 的像素在图像中所占的比例, 即可得出运动的超声图像的噪声大小。

[0037] 作为本发明的进一步限定,所述步骤2中均值移位算法的具体方法为:

[0038] (1) 进行初始化, 设置初始像素 $f_k(c)$, 核函数 G , 误差 ε , 空域带宽 h_s 和值阈带宽 h_r ;

[0039] (2) 计算 $f_{k+1}(c) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^N f_k(c_i) G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}{\sum_{i=1}^N G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}$; 式中, $f_k(c)$ 表示第 k 次迭代中

输入图像的像素, $f_k(c_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 表示以 $f_k(c)$ 为中心以 $2h_s$ 为边长的窗口内的像素;

[0040] (3) 如果 $|f_{k+1}(c) - f_k(c)| > \varepsilon$, 则设 $f_{k+1}(c) = f_k(c)$ 并返回步骤2; 如否, 则结束此像素的迭代并将 $f_{k+1}(c)$ 的灰度赋值给该像素点滤波后的灰度值, 然后, 转到下一个像素同时返回步骤2, 直到遍历完整个图像。

[0041] 作为本发明的进一步限定,所述步骤3中的多尺寸分割具体为:

[0042] (1) 选定一幅结石图像 I , 分解相似性矩阵 W , 将其由最大连接半径分解为不同尺寸 s 上的短域连接和长域连接形式:

[0043] $W = W_1 + W_2 + \dots + W_s$

[0044] 式中, W_1 是尺寸1上的相似性矩阵, 其以所有像素作为图节点, 并用图边缘连接距离小于 r 的像素, W_s 通过在 W_1 中以 $(2r+1)^{s-1}$ 间距采样得到。

[0045] (2) 建立跨尺寸约束矩阵 C , 以在各尺寸间传递分割数据容量, 进而使得所有尺寸的分割达成一致, 其中, 跨尺寸约束矩阵 C 具体为:

[0046] $C = \begin{bmatrix} C_{1,2} & -I_2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & C_{s-1,s} & -I_s \end{bmatrix}$; 式中, $C_{s,s+1}(i, j)$ 是 $N_{s+1} \times N_s$ 的矩阵, 用于确保

粗尺寸上的分割 X_{s+1} 是精尺寸上的分割 X_s 的局部平均; I_s 是以 $(2r+1)$ 为采样因子, 在 I_{s-1} 上均匀采样的结果, N_s 是尺寸 s 上的像素数量。

[0047] (2) 采用上述步骤 (1) 和步骤 (2) 中的相似性矩阵 W 和跨尺寸约束矩阵 C , 对图像进行多尺寸分割, 具体方式为:

[0048] $\hat{X} = \arg \max_{X|X_1, \dots, X_k|} \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \frac{X_t^T W X_t}{X_t^T D X_t}, \forall C X = 0$; 式中 $D(i, j) = \sum_t W(i, j)$, X_t 为

指示向量, 指示像素属于区域 t 。

[0049] 作为本发明的进一步限定, 所述步骤4的具体方法为:

[0050] (1) 对于所有在精检测阶段被识别为像结石的图像区域 R_i , 找出其中最像结石的一个区域 r_i^* , 得到最大化 $H(R)$ 的区域;

[0051] (2) 将 r_i^* 的中心点 p_i^* 加入到集合 C_p 中;

[0052] (3) 如果有某一图像区域 r_i 的后验概率满足: $q(+1|r_i) \geq \beta q(+1|r_i^*)$,

[0053] 则将该区域的中心点 p_i 也加入到 C_p 中, 然后把包含 C_p 中像素的分割子块合并起来以得到结石区域。

[0054] 本发明的有益效果是:

[0055] 1、本发明通过由粗到精的方式训练的两个级联分类器, 用滑动窗口处理来快速地检测结石的大致位置, 由精训练集产生的检测器来搜索候选结石的精确位置, 能够快速准确的在超声序列图像中检测结石结构, 序列图像中结石结构的快速检测是保证系统实时性的关键, 而检测的准确性是可靠选择标准切面的关键前提。

[0056] 2、本发明通过对检测到的图像质量进行评估, 能够排除非结石图像, 进而能可靠的获取结石区域图像, 同时, 采用均值移位算法能够显著消除结石区域的噪声并增强其对比度。

[0057] 3、本发明通过多尺寸分割算法和图像子块引导合并算法, 能够有效克服噪声影响、对比度、形状及表观变化等问题。

附图说明

[0058] 图1是本发明提出的基于机器学习的腹腔彩超仪的组成示意图

[0059] 图2是本发明提出的基于机器学习的腹腔彩超仪的硬件框图

[0060] 图3中 (a) 至 (o) 是扩展特征集的15个原型特征的示意图

[0061] 图4是粗训练阶段和精训练阶段的示意图

[0062] 图5中 (a) 至 (d1) 是经过多尺寸分割算法和图像子块引导合并算法后的结石轮廓图

具体实施方式

[0063] 下面结合具体实施例来对本发明进一步说明。

[0064] 如图1-2所示,一种基于机器学习的腹腔彩超仪,包括超声发射与接收模块、回波信号处理模块、电源管理模块、通信模块和控制系统,其特征在于:

[0065] 超声发生阶段,主微处理器提供系统开始工作的信号,辅助微处理器向波束形成器写入控制设置,并与波束形成器共同通过或门阵电路,向脉冲发生器提供开关控制信号,脉冲发生器根据开关控制信号不同,打开芯片内部不同通道,输出所需高频激励脉冲电压,激励脉冲电压传递到超声探头,激励探头内压电陶瓷产生高频超声波并对外发射;

[0066] 在超声回波接收处理阶段,超声探头将超声回波信号转变成电压模拟信号,并将超声回波的模拟信号输送到滤波放大电路,滤波放大电路对超声回波进行滤波与放大处理,经放大后的超声信号在模数转换电路中完成模拟信号向数字信号的转变,并通过缓存电路存储到主微处理器的数据存储区,主微处理器通过串口转USB或以太网接口将数据传输到计算机。

[0067] 其中,腹腔彩超仪对检测图像的处理方法如下:

[0068] 步骤1:由粗到精的方式训练的两个级联分类器,用滑动窗口处理来快速地检测结石的大致位置,由精训练集产生的检测器来搜索候选结石的精确位置;

[0069] 步骤2:对检测到的图像质量进行评估,并采用均值移位算法消除结石区域的噪声并增强其对比度;

[0070] 步骤3:采用多尺寸分割对图像进行处理;

[0071] 步骤4:对步骤3中获取的结石图像子块引导合并,形成完整的结石区域图像。

[0072] 进一步的,两个级联分类器的训练方法具体为:

[0073] 步骤11:训练样本准备,将所有的视频(100个)首先以30帧/秒的采样率转换为 640×480 像素大小、16-bit的数字图像,格式为BMP,专家结合对历史检测图像对结石边界进行手工选取和绘制,根据此边界,自动计算出能定义长径的两个点(x_1 和 x_2)和最小外截矩形的中心 x_0 ,进而,以 x_0 为中心,边长 $l = k \times ||x_1 - x_2||$ 的矩形就定义了孕囊的对齐图像,即训练正样本,其中 $k = 1.1$;此方案以结石最小外截矩形的中心为中心,以略大于结石长径的长度(长径的 k 倍)为边长来截取正样本图像,这样标定的好处在于可以用结石边界盒子(矩形)的尺寸近似地表示结石的长径,而长径可以近似表示结石的大小;

[0074] 将上述对齐正样本集进行水平和垂直镜像变换,将变换后的图像加入训练正样本集,然后将所有的图像使用双线性插值法统一缩放到 24×24 像素大小,作为扩展集;

[0075] 在粗训练阶段,对扩展集中的图像进行平移、剪切等变化以产生另一个正样本集,而第一组负样本则来自于在各图像中远离正样本的区域随机选取的图像块;

[0076] 在精训练阶段,正样本为上述扩展集,而第一组负样本则来自于各图像中孕囊附近一定区域内随机选取的图像块;

[0077] 步骤12:特征提取,设定扩展特征集的15个原型,包括:4个边界特征、8个线特征、2个中心环绕特征和1个对角线特征(参见图3,其中(a-d)边界特征;(e-l)线特征;(m,n)中心环绕特征;(o)对角线特征,各方框中的灰色区域对应于截取图片中的截取区域);每个特征定义为如下的向量形式:

[0078] $v_f = [t, x_f, y_f, \Delta x, \Delta y]$

[0079] 式中, $t \in \{1, \dots, 15\}$ 指代特征的类型, (x_f, y_f) 表示特征掩模在训练样本中左上角的坐标, Δx 和 Δy 分别是矩形的长度和宽度。

[0080] 特征值由如下公式计算:

$$[0081] \quad f = \frac{Area(r_0)}{Area(r_1)} \cdot RecSum(r_1) - RecSum(r_0)$$

[0082] 式中, r_0 代表穿过黑色和白色区域的矩形即整个特征掩模, r_1 表示黑色区域, $Area(r_1)$ 表示区域 r_1 的面积, $RecSum(r_1)$ 为 r_1 中的像素(灰度)和;

[0083] 步骤13: 分类器训练, 对训练器进行由粗到精的两级训练。

[0084] 本发明中由粗到精的检测是指检测过程采用由粗到精的方式, 在低分辨率图像中, 采用由粗训练集产生的检测器(分类器)用滑动窗口处理来快速地检测结石的大致位置, 粗检测的目的是为精检测过程限制搜索范围; 接下来, 在更高分辨率(原始分辨率)的图像中, 在粗检测获得的结石周围的一个小邻域内, 使用由精训练集产生的检测器(分类器)来搜索候选结石的精确位置。

[0085] 其中, 分类器定义为:

[0086] $P(y|s)$, 其中 $y \in \{-1, +1\}$, 那么 $P(y=+1|s)$ 就表示图像区域 s 包含感兴趣结构(如结石)的后验概率, 而 $P(y=-1|s)$ 表示图像区域 s 包含背景区域的后验概率; 这时物体检测的主要目标就定义为:

[0087] $\theta^* = \arg \max_{\theta} P(y|s)$, 其中 θ 为图像区域的信息(位置和大小), 因此, 训练的目标是要提供判别分类器来对 S 进行判决, 决定其是结石还是非结石结构。

[0088] 进一步的, 步骤13具体为:

[0089] (1) 选择包括 m 个包含结石区域和 1 个背景区域的训练图像, 分别对正、负样本初始化权值 $w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$;

[0090] (2) 训练 T 个弱分类器: 首先, 初始化权重, $w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$, 以使 w_t 为一个概率

分布, 其中, $t \in \{1, \dots, T\}$; 然后, 对于每一个特征 j , 训练一个弱分类器 h_j , 并计算带权重的误差 $\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$; 并选择误差 ε_t 最小的弱分类器 h_t ; 随后, 更新权重:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}; \text{ 如果 } x_i \text{ 被分类正确, 则 } e_i = 0, \text{ 否则 } e_i = 1, \text{ 其中 } \beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t};$$

[0091] (3) 计算得出强分类器:

$$[0092] \quad h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{其余} \end{cases}, \text{ 其中, } \alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}.$$

[0093] 图4给出了在粗训练阶段和精训练阶段选出的一些特征, 这些特征主要用于识别

结石中心区域通常比周围区域暗这个特点。

[0094] 对一段视频的检测结果中常常会含有一些膀胱或其它暗区,在超声图像中膀胱通常是比结石图像更大,因此,本发明首先在训练图像集上运行检测器,以确定检测出的结石和膀胱区域的大小和位置,从而设置面积阈值 T_a 和位置(y坐标)阈值 T_p 来排除一些典型的误检结果,这样的方式能排除掉大约80%的非结石误检结果,同时保留近100%的结石检测结果。

[0095] 进一步的,步骤2中对检测到的图像质量进行评估的具体方法为:

[0096] 首先,根据一组检测到的物体的中心点: $p_i = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中N是中心点个数;

选择初始点, $Ini = \arg \min_i d(p_i, m(p))$, 其中, $d(\cdot)$ 表示欧式距离, $m(p)$ 是所有检测到的点的平均位置;

[0097] 然后,对检测点进行赋值处理 $p_{cur} = p_{Ini}$, 并计算中心点与初始点之间的距离 $d(p_{cur}, p_i)$, 其中 $i = \{Ini-1, \dots, 1\}$ 和 $\{Ini+1, \dots, N\}$, 当该距离大于距离阈值 T_d 或两点的帧间间距小于帧阈值 T_f 时,则排除当前点,否则,进行赋值处理;

[0098] 最后,即可得到一组没有检测结果的中心点。

[0099] 由于腹腔超声仪的检测图像是从视频转换而来的,而在视频获取过程中因结石与探头之间有相对运动,故有部分图像可能会存在运动模糊,为了获得更高质量的图像以方便后续自动分割,还需要对检测到的结石区域的图像质量进行评估;

[0100] 因此,需要结合检测结果的中心点,计算运动模糊图像和正常图像获得图像的熵:

$H = -\sum_{i=0}^{255} (P(i) \cdot \log_2(P(i)))$, 式中, $P(i)$ 是灰度值为 i 的像素在图像中所占的比例,即可得出运动的超声图像的噪声大小。

[0101] 其中,图像熵可以获取关于像素随机性的信息,在超声图像中则可描述其斑点分布,因此,运动模糊的超声图像通常显得噪声更小,对应于像素分布范围小,因此他们的熵应该更低。

[0102] 在选出候选结石区域的图像后,即可得到一幅含有结石的最优图像,并且该图像中有一个边界控制框已经选定了结石的位置,为了对结石的大小进行检测识别,需要获取图像中的结石轮廓

[0103] 由于采用均值位移算法对图像进行预处理,不仅能够有效的清除噪声,还能够很好的保持选定区域的边界。

[0104] 因此,进一步的,本发明步骤2中均值移位算法的具体方法为:

[0105] (1) 进行初始化,设置初始像素 $f_k(c)$, 核函数 G , 误差 ε , 空域带宽 h_s 和值阈带宽 h_r ;

[0106] (2) 计算 $f_{k+1}(c) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^N f_k(c_i) G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}{\sum_{i=1}^N G(\frac{f_k(c) - f_k(c_i)}{h_r})}$; 式中, $f_k(c)$ 表示第 k 次迭代中

输入图像的像素, $f_k(c_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 表示以 $f_k(c)$ 为中心以 $2h_s$ 为边长的窗口内的像素;

[0107] (3) 如果 $|f_{k+1}(c) - f_k(c)| > \varepsilon$, 则设 $f_{k+1}(c) = f_k(c)$ 并返回步骤2; 如否, 则结束此像

素的迭代并将 $f_{k+1}(c)$ 的灰度赋值给该像素点滤波后的灰度值,然后,转到下一个像素同时返回步骤2,直到遍历完整个图像。

[0108] 进一步的,步骤3中的多尺寸分割具体为:

[0109] (1) 选定一幅结石图像I,分解相似性矩阵W,将其由最大连接半径分解为不同尺寸s上的短域连接和长域连接形式:

$$[0110] \quad W = W_1 + W_2 + \dots + W_s$$

[0111] 式中, W_1 是尺寸1上的相似性矩阵,其以所有像素作为图节点,并用图边缘连接距离小于r的像素, W_s 通过在 W_1 中以 $(2r+1)^{s-1}$ 间距采样得到。

[0112] (2) 建立跨尺寸约束矩阵C,以在各尺寸间传递分割数据容量,进而使得所有尺寸的分割达成一致,其中,跨尺寸约束矩阵C具体为:

$$[0113] \quad C = \begin{bmatrix} C_{1,2} & -I_2 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & C_{s-1,s} & -I_s \end{bmatrix}; \text{式中}, C_{s,s+1}(i,j) \text{ 是 } N_{s+1} \times N_s \text{ 的矩阵,用于确保}$$

粗尺寸上的分割 X_{s+1} 是精尺寸上的分割 X_s 的局部平均; I_s 是以 $(2r+1)$ 为采样因子,在 I_{s-1} 上均匀采样的结果, N_s 是尺寸s上的像素数量。

[0114] (2) 采用上述步骤(1)和步骤(2)中的相似性矩阵W和跨尺寸约束矩阵C,对图像进行多尺寸分割,具体方式为:

$$[0115] \quad \hat{X} = \arg \max_{X|X_1, \dots, X_k} \frac{1}{k} \sum_{t=1}^k \frac{X_t^T W X_t}{X_t^T D X_t}, \forall C X = 0; \text{式中 } D(i,j) = \sum_t W(i,j), X_t \text{ 为}$$

指示向量,指示像素属于区域t。

[0116] 图像按上述方法分割成子块后,本发明将在检测器的引导下合并某些子块,组成结石的分割结果,这样不仅可以避免标准分割算法框架中需要设置聚类数量(即预期得到的子块数量)的问题,而且能有效地把结石结构从背景中分离出来。

[0117] 进一步的,步骤4的具体方法为:

[0118] (1) 对于所有在精检测阶段被识别为像结石的图像区域 R_i ,找出其中最像结石的一个区域 r_i^* ,得到最大化 $H(R)$ 的区域;

[0119] (2) 将 r_i^* 的中心点 p_i^* 加入到集合 C_p 中;

[0120] (3) 如果有某一图像区域 r_i 的后验概率满足: $q(+1r_i) \geq \beta q(+1r_i^*)$,

[0121] 则将该区域的中心点 p_i 也加入到 C_p 中,然后把包含 C_p 中像素的分割子块合并起来以得到结石区域。

[0122] 参见图5,经过多尺寸分割算法和图像子块引导合并算法后,能够得出较为清晰的结石轮廓,因此,通过本发明的该彩超仪能够从二维超声序列图像中自动获取感兴趣解剖结构的标准切面,同时,通过机器学习的方法训练由粗到精的多重检测器,以快速准确地定位超声图像中的结石,并采用多尺寸标准分割的分割算法,能够明显克服噪声影响、对比度、形状及表观变化等问题,获得边界明显的结石形态,具有良好的应用前景。

[0123] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其

发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

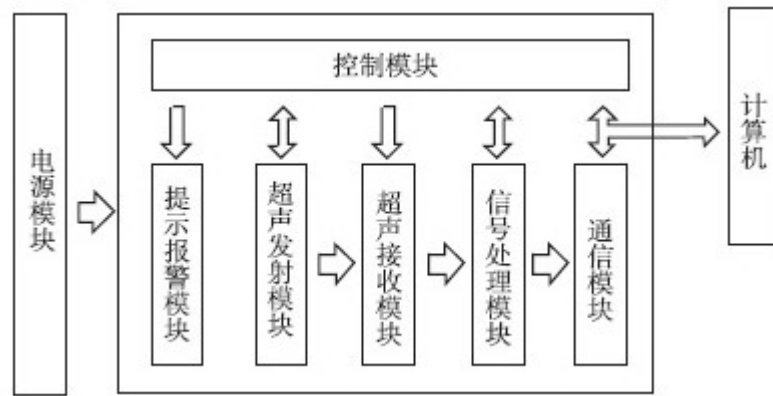


图1

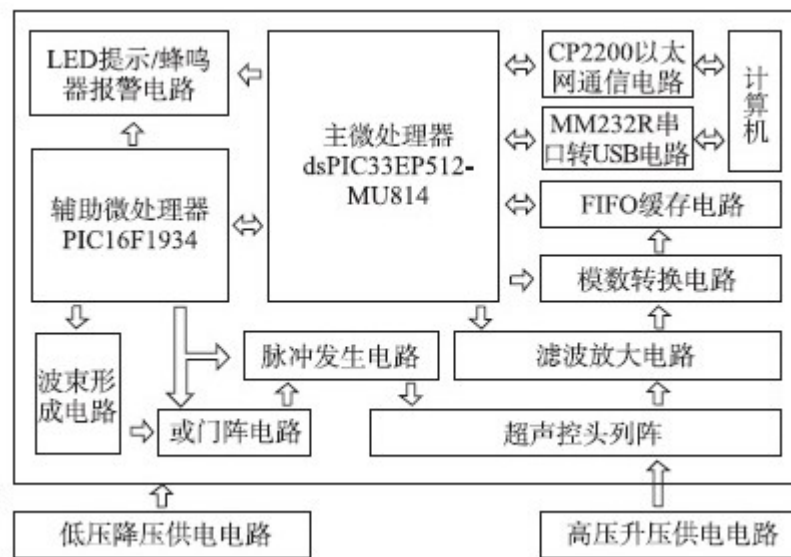


图2

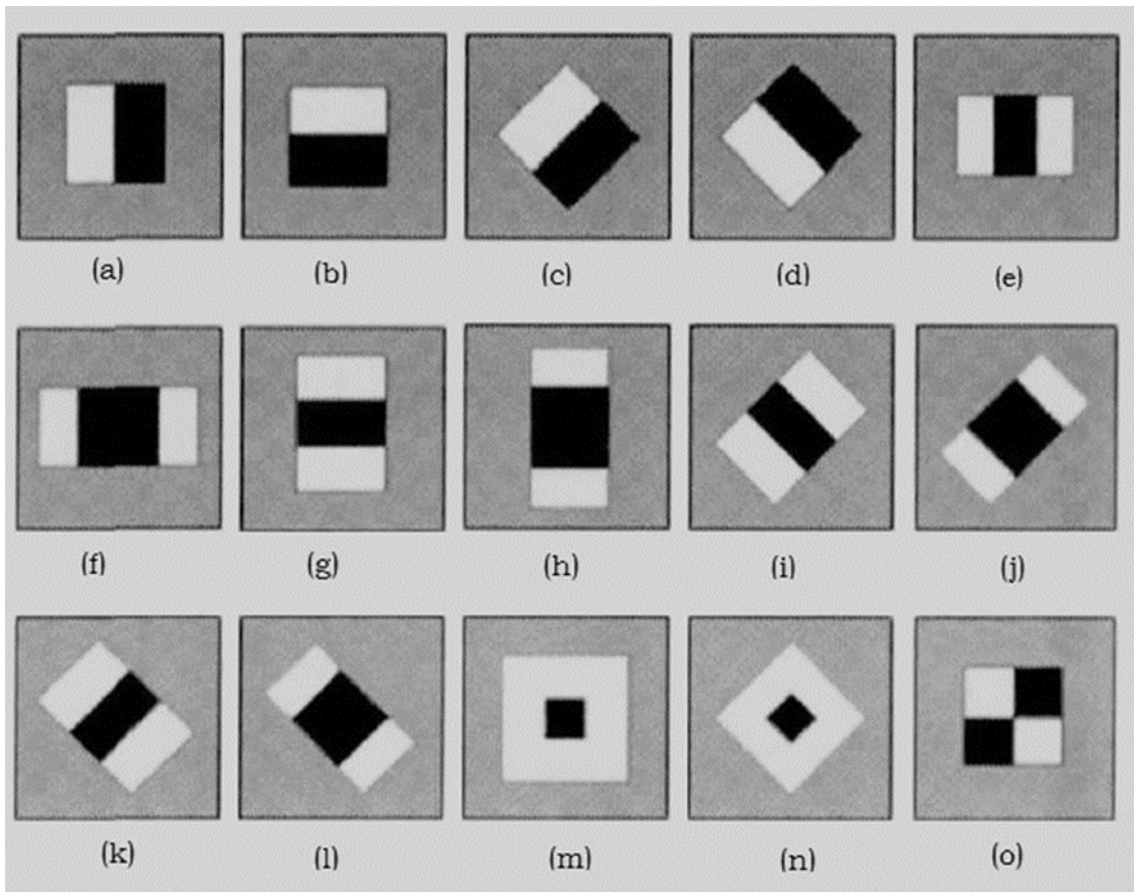


图3

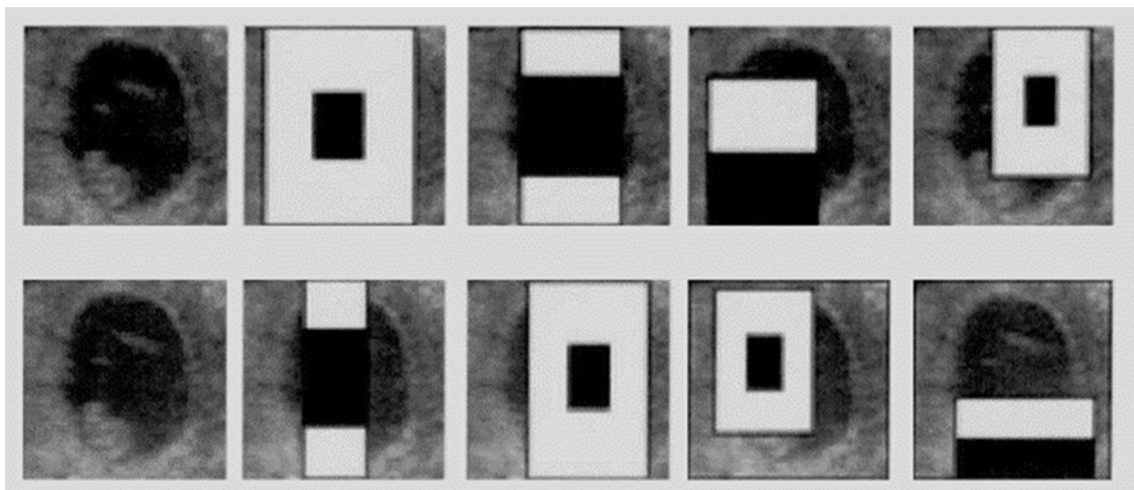


图4

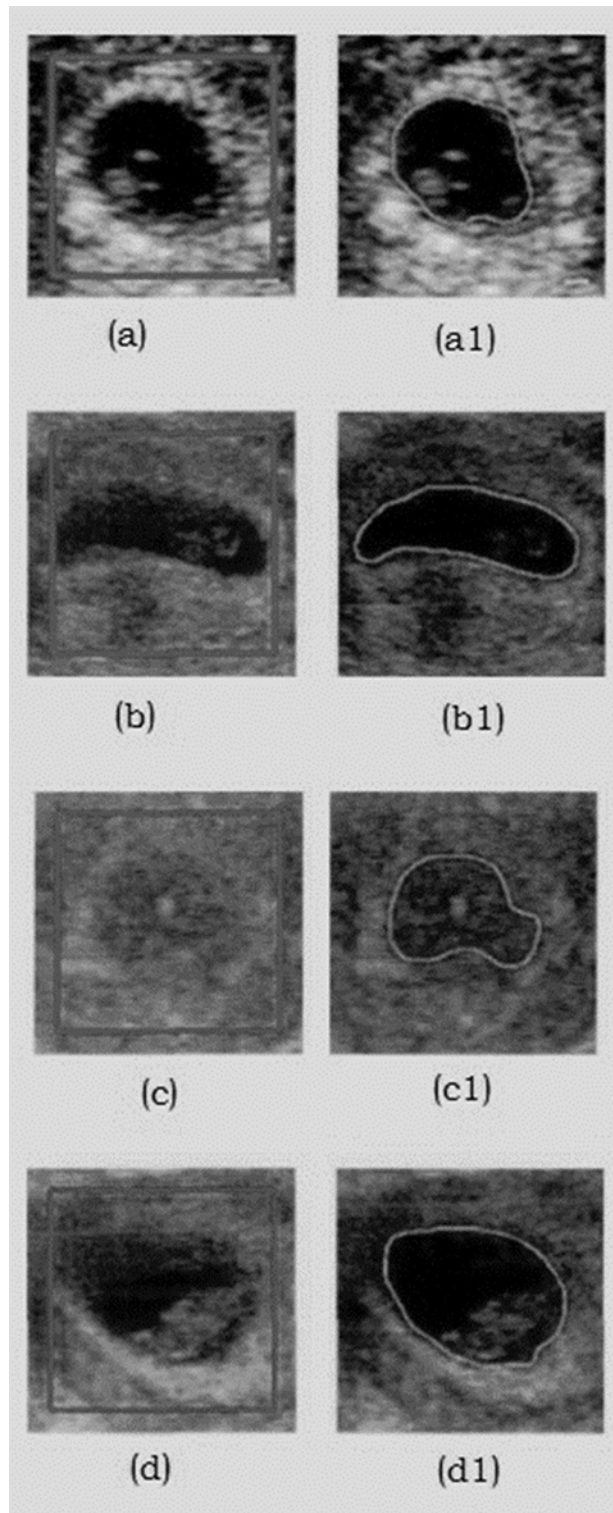


图5

专利名称(译)	一种基于机器学习的腹腔彩超仪		
公开(公告)号	CN110301940A	公开(公告)日	2019-10-08
申请号	CN201910520802.8	申请日	2019-06-17
[标]申请(专利权)人(译)	翟凯		
申请(专利权)人(译)	翟凯		
当前申请(专利权)人(译)	翟凯		
[标]发明人	翟凯		
发明人	翟凯		
IPC分类号	A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/085 A61B8/5207		
代理人(译)	姚艳梅		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于机器学习的腹腔彩超仪，通过对图像处理方法的改进使得该彩超仪能够从二维超声序列图像中自动获取感兴趣解剖结构的标准切面，同时，通过机器学习的方法训练由粗到精的多重检测器，以快速准确地定位超声图像中的结石，并采用多尺寸标准分割的分割算法，能够明显克服噪声影响、对比度、形状及表观变化等问题，获得边界明显的结石形态。

