



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110403631 A

(43)申请公布日 2019.11.05

(21)申请号 201910521061.5

(22)申请日 2019.06.17

(66)本国优先权数据

201811403974.9 2018.11.23 CN

(71)申请人 首都医科大学附属北京同仁医院

地址 100730 北京市东城区东交民巷1号

(72)发明人 刘含若 王宁利 庞睿奇

(74)专利代理机构 北京永创新实专利事务所

11121

代理人 姜荣丽

(51)Int.Cl.

A61B 8/00(2006.01)

A61B 8/10(2006.01)

权利要求书5页 说明书9页 附图1页

(54)发明名称

一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,属于无创颅内压测量技术领域。所述方法通过测量视神经鞘刚度的方法来实现颅内压的测量;具体包括第一步,自动标记视神经鞘位置;第二步,自动检测视神经鞘平面外运动;第三步,估计视神经鞘运动幅度。本发明实现了基于连续超声图像的自动识别并标记视神经鞘位置、自动检测视神经鞘平面外运动并重构图像序列,基于欠阻尼运动模型对视神经鞘周围组织运动都做了估计,并结合人工标记视神经鞘运动的幅度,将两者的幅度进行线性拟合,从而实现了进一步更精确的计算出视神经鞘刚度。



1. 一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,其特征在于:所述方法包括如下步骤,

第一步,自动标记视神经鞘位置;具体为:

步骤1.1,基于K折交叉验证思想,使用带权重的最小二乘估计方法,得到视神经鞘的通用模板;

(1.1.1) 通过超声方法获得1000份连续超声图像,从每份连续超声图像中,选择1帧质量较好的图像,标记出视神经鞘位置,视神经鞘位置的大小为200\*100像素,作为学习模板;将1000个学习模板随机分成10组,每组100个学习模板,用其中的9组作为监督学习的训练集,剩余的1组作为验证集;

(1.1.2) 对训练集中的900个学习模板进行基于灰度的线性归一化处理:

$$I_n(x,y) = (I(x,y) - I_{\min}) / (I_{\max} - I_{\min}) \quad (1)$$

公式(1)中, $I(x,y)$ 表示原图像中在位置 $(x,y)$ 像素灰度, $I_n(x,y)$ 表示归一化后的图像在位置 $(x,y)$ 像素灰度, $I_{\min}$ 、 $I_{\max}$ 分别代表原图中灰度的最小值和最大值;

每个学习模板的视神经鞘位置图像大小为200\*100像素,将其视为100个200维的列向量;记第j个学习模板的第i列为 $f_{ji}$ ,将通用模板的第i列记 $g_i$ ;

$$g_i = \frac{1}{900} \sum_{j=1}^{900} k_j * f_{ji} \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{900} k_j = 900.00 \quad (3)$$

式(2)中, $k_j$ 为每个学习模板在训练学习中的超参数,且满足式(3)的约束条件,初始值设为 $k_j=1.00, j=1,2,\dots,900; i=1,2,\dots,100$ ;

基于代价函数E学习通用模板,确定每一列的权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ 的值,代价函数E定义为:

$$E = \arg \min_{\alpha} \left( \sum_{j=1}^{900} \sum_{i=1}^{100} (\alpha_i g_i - f_{ji})^2 \right) \quad (4)$$

用最小二乘法求得式(4)中权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ ,从而得到通用模板 $I_{\text{model}}$ ,用矩阵形式表示如下:

$$I_{\text{model}} = [\alpha_1 * g_1, \dots, \alpha_i * g_i, \dots, \alpha_{100} * g_{100}] \quad (5)$$

(1.1.3) 将通用模板 $I_{\text{model}}$ 应用于验证集,计算匹配度M;

(1.1.4) 如果匹配度M小于90%,则调整超参数 $k_j$ 重新训练通用模板,进而改变公式(4)中的权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ ,得到新的通用模板;

(1.1.5) 重复步骤(1.1.2)~(1.1.4),使得10组学习模板的每一组作为验证集时, $I_{\text{model}}$ 均满足匹配度M要求,则 $I_{\text{model}}$ 作为视神经鞘的通用模板;

步骤1.2,基于SSDA算法,使用步骤1.1获得的通用模板 $I_{\text{model}}$ ,为每一份连续超声图像进行自动标记;

(1.2.1) 随机选取一份连续超声图像,基于通用模板 $I_{\text{model}}$ ,使用SSDA算法,为每份连续超声图像标记剩余帧;

(1.2.2) 对自动标记的帧进行核对,挑选出标记不正确的帧,总和记为 $F_{\text{error}}$ ,连续超声

图像的总帧数即总图像数是 $F_{total}$ ,若错误率: $F_{error}/F_{total}*100\% \leq 1.00\%$ ,认为标记合格,符合要求;否则对标记不正确的帧进行分析,判定当前帧图像质量,若确定质量差,删除此帧;返回步骤(1.2.1),修改阈值取值 $th1 = th0 + \varepsilon_{th}$ , $\varepsilon_{th}$ 为学习的步长,设为0.8;

(1.2.3) 重复(1.2.1) ~ (1.2.2),直至对全部1000份连续超声图像自动标记的错误率均符合要求。

第二步,自动检测视神经鞘平面外运动;

平面外运动是指超声探头的运动,在垂直于采集平面的方向上的分量;若图像序列存在平面外运动,则视神经鞘的运动分析会产生误差,因此必须将其剔除;

设计并验证平面外运动的判别准则,以此判断存在平面外运动的帧;基于判别准则,设计并验证图像序列重构准则,评估图像序列中被剔除的图像比例为多少时,导致对视神经鞘的运动分析误差过大;

第三步,估计视神经鞘运动;

视神经鞘运动的过程中,周围组织也会受迫运动,因此在检测视神经鞘运动的同时,为周围组织建立运动模型,将两者结合在一起,给出视神经鞘的运动估计。

2. 根据权利要求1所述的一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,其特征在于:步骤(1.1.4)中所述调整超参数的方法如下:

(1.1.4.1) 选出影响最大和最小的超参数 $k_{max}$ 和 $k_{min}$ ;

具体为:从900个学习模板中,依次删除学习模板 $f_{1i}, f_{2i}, \dots, f_{900i}$ 得到新的通用模板的第 $i$ 列 $g_i$ ,记为 $g_{i\_reduced}$ ,用的 $g_{i\_reduced}$ 代替 $g_i$ 重新计算匹配度 $M$ ,从而得出对匹配度影响最大和最小的学习模板,记为 $f_{max}$ 和 $f_{min}$ ;

(1.1.4.2) 调整超参数:将学习模板 $f_{max}$ 和 $f_{min}$ 对应的超参数 $k_{max}$ 和 $k_{min}$ 的初始值1,分别调整为 $1+\varepsilon$ 和 $1-\varepsilon$ , $\varepsilon$ 为学习的步长,当有 $n$ 个学习模板对匹配度的影响为0时,将超参数的容量调整为 $900-n$ ,即 $j=1, 2, \dots, (900-n)$ ;

(1.1.4.3) 基于调整后的超参数 $k_j$ ,返回步骤(1.1.2),直至验证集满足匹配度要求。

3. 根据权利要求1所述的一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,其特征在于:步骤(1.2.1)中所述的使用SSDA算法,为每份连续超声图像标记剩余帧,具体如下:

设 $S(x, y)$ 是待搜索的超声图像,大小为 $m*n$ ;  $I_{model}(x, y)$ 是 $M*N$ 的通用模板, $S_{ij}$ 是待搜索的超声图像中的一个子图,左上角起始位置为 $(i, j)$ ,  $1 \leq i \leq m-M-1, 1 \leq j \leq n-N-1$ ;

(A) 定义绝对误差:

$$\varepsilon(i, j, s, t) = \left| S_{i,j}(s, t) - \bar{S} - I_{model}(s, t) + \overline{I_{model}} \right| \quad (6)$$

其中, $\bar{S}, \overline{I_{model}}$ 分别表示子图和通用模板的均值:

$$\bar{S} = E[S_{i,j}(s, t)] = \frac{1}{M * N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N S_{i,j}(s, t)$$

$$\overline{I_{model}} = E[I_{model}(s, t)] = \frac{1}{M * N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N I_{model}(s, t)$$

$I_{model}(s, t)$ 表示通用模板上位置 $(s, t)$ 处的像素灰度;

绝对误差的含义是,子图与通用模板图去掉各自均值后,对应像素点做差后的绝对值;

(B) 阈值 $Th$ 取值设置为 $Th = th0$ ;

(C) 在通用模板图中随机选取不重复的像素点,计算与当前子图的绝对误差,将绝对误差累加,当绝对误差累加和超过了阈值 $Th$ 时,记下累加次数 $H$ ,所有子图的累加次数 $H$ 用一个表 $R(i, j)$ 来表示;SSDA检测定义为:

$$R(i, j) = \left\{ H \mid \min_{1 \leq H < M * N} \left[ \sum_H \varepsilon(i, j, s, t) \right] \geq Th \right\} \quad (7)$$

(D) 在计算过程中,如果当前子图的绝对误差累加和超过了阈值后,则放弃当前子图而对下一个子图进行计算;遍历完所有子图后,选取累加次数 $H$ 的最大 $R(i, j)$ 值所对应的子图 $S_{ij}$ 作为匹配图像,实现对连续超声图像中各图像帧的自动标记。

4. 根据权利要求1所述的一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,其特征在于:第二步中所述的平面外运动的判别准则和重构准则的建立过程如下:

步骤2.1:基于SURF计算缩放因子;

从1000份连续超声图像中,选取医师或专家确认过的有平面外运动和无平面外运动的各300份共计600份;各分为10组,每组有30份连续超声图像,将有平面外运动的图像帧标记出;随机选择各9组270份连续超声图像,作为训练集,进行模型训练;剩余的各1组作为验证集;基于SURF特征点对视神经鞘进行匹配后,得到缩放因子,用来判断是否有平面外运动;

步骤2.2:获得缩放因子的统计量;

对于每份连续超声图像的图像序列,选取第一帧为基准,计算后续帧相对于第一帧中视神经鞘的缩放因子 $K_i$ ,对于 $n$ 帧图像,得到 $n$ 个缩放因子, $K_1 K_2 \dots K_n$ ,计算缩放因子的均值 $K_{mean}$ 和标准差 $K_{std}$ :

$$K_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_i \quad (8)$$

$$K_{std} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (K_i - K_{mean})^2} \quad (9)$$

步骤2.3:建立平面外运动判别准则及图像序列重构准则:

建立图像序列比例缩放因子,分析其统计规律与平面外运动的关系,得出判别准则,剔除有平面外运动的图像,令,

$$K_H = K_{mean} - K_{std} * A \quad (10)$$

$$K_L = K_{mean} + K_{std} * B \quad (11)$$

其中, $K_H$ 和 $K_L$ 分别表示自适应判别准则的缩放因子的上限系数和下限系数, $A$ 为上限调整系数, $B$ 为下限调整系数;通过训练 $A$ 和 $B$ 的值,确定 $K_H$ 和 $K_L$ ,从而得到自适应的判别准则,用于剔除有平面外运动的帧;

建立平面外运动判别准则如下:

$$E = \underset{A, B}{\operatorname{argmin}} (K A_{i_j} \in (K_H * K A_{i_{mean}}, K_L * K A_{i_{mean}}), K B_{i_j} \notin (K_H * K B_{i_{mean}}, K_L * K B_{i_{mean}})) \quad (12)$$

其中, $E$ 表示能量函数,期望取最小值, $A_{i_j}$ 表示无平面外运动的训练集中第 $i$ 个连续超声图像的第 $j$ 帧, $B_{i_j}$ 表示有平面外运动的训练集中第 $i$ 个连续超声图像的第 $j$ 帧; $K A_{i_{mean}}$ 、 $K B_{i_{mean}}$ 分别表示图像帧 $A_{i_j}$ 和 $B_{i_j}$ 的缩放因子的均值;训练得出 $K_H$ 、 $K_L$ ; $K A_{i_j} \in (K_H * K A_{i_{mean}}, K_L * K A_{i_{mean}})$ 表示图像帧 $A_{i_j}$ 无平面外运动,而 $K B_{i_j} \notin (K_H * K B_{i_{mean}}, K_L * K B_{i_{mean}})$ 表示图像帧 $B_{i_j}$

有平面外运动,应从图像序列中予以剔除;

步骤2.4:应用步骤2.3得到的平面外运动判别准则,在验证集图像序列上进行验证,准确率高于99%时认为平面外运动判别准则正确;否则重新构建平面外运动判别准则,调整A和B以确定新的 $K_H$ 和 $K_L$ ;

误判断有两种情况,弃真和存伪;平面外运动判别准则将准确率定义为存伪;

$$\text{准确率} = (1 - \frac{F_{\text{fault}}}{F_{\text{total}}}) * 100\% \quad (13)$$

式中, $F_{\text{fault}}$ 代表没有被剔除的有平面外运动的帧数, $F_{\text{total}}$ 代表初始连续超声图像的图像序列的总帧数;

步骤2.5:得到正确的平面外运动判别准则的 $K_H$ 和 $K_L$ 后,需要判定剔除的帧数对视神经鞘运动分析的影响:经过分析及计算,确定图像序列重构准则;

剔除的帧数对视神经鞘运动分析无影响的准则是:给定一份连续超声图像,对比剔除帧前后,计算得出视神经鞘运动幅度之比的绝对值在 $100\% \pm 5\%$ 内;

剔除因子 $K_t$ 定义为:

$$K_t = \frac{F_{\text{removed}}}{F_{\text{total}}} \quad (14)$$

式中, $F_{\text{removed}}$ 表示被剔除的总帧数; $F_{\text{total}}$ 表示初始连续超声图像的图像序列的总帧数;定义一个包含4个元素的向量 $K_c$ :

$$K_c = \left( \frac{F_{\text{nc}}}{F_{\text{total}}}, \frac{F_{\text{nmax}}}{F_{\text{total}}}, \frac{F_{\text{nmin}}}{F_{\text{total}}}, K_t \right)^T \quad (15)$$

式中, $F_{\text{nc}}$ 表示根据判别准则剔除帧并重构后的连续超声图像的图像序列中连续帧的组数; $F_{\text{nmax}}$ 表示被剔除的最大的连续帧数, $F_{\text{nmin}}$ 表示被剔除的最小的连续帧数;

基于K-折交叉验证思想,以及支持向量机,训练如下分类器:

$$f(K_c) = \omega^T * K_c + b \quad (16)$$

式中, $\omega^T = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4) \in \mathbb{R}^4$ ,  $b \in \mathbb{R}$ ;  $\mathbb{R}$ 表示实数空间,  $\mathbb{R}^4$ 表示四维实数空间;

使得 $f(K_c) \geq +1$ 时,  $K_c \in G_{\text{test}} \{26\}$ ,  $f(K_c) \leq -1$ 时,  $K_c \in NG_{\text{test}} \{4\}$ ;

基于K-折交叉验证思想,若进行10次验证,分类器均正确分类,则完成了分类器的训练;否则调整 $\omega^T = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4) \in \mathbb{R}^4$ 和 $b \in \mathbb{R}$ ,直至满足要求。

5. 根据权利要求1所述的一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,其特征在于:第三步中所述的估计视神经鞘运动,具体为:

视神经鞘主体的运动估计,采用块匹配算法及光流算法,得出运动估计如下:

$$M(t) = a_0 + a_1 \cos(\omega_f t) + b_1 \cos(\omega_f t) \quad (17)$$

式中, $M(t)$ 表示t时刻视神经鞘的位置; $a_0$ 表示视神经鞘的中心位置; $a_1$ 表示正弦基频分量的振幅; $b_1$ 表示余弦基频分量的振幅; $\omega_f = 2\pi m / 60$ ;已知心跳率为m,单位是bpm,即每分钟搏动次数;

步骤3.1:在重构后的图像序列中,基于SURF特征点匹配,得出重构后的前后两帧对应点的运动矢量;

步骤3.2: 拟用二阶阻尼运动模型拟合视神经鞘周围组织的运动; 结合人工标记的连续超声图像, 对二阶阻尼运动模型进行参数的训练; 设二阶阻尼运动模型运动遵循如下特征方程:

$$\ddot{x}(t) + 2\beta\dot{x}(t) + \omega_0^2 = 0 \quad (18)$$

欠阻尼状态下, 解为:

$$x(t) = ce^{-\beta t} \sin(\omega t + \theta) \quad (19)$$

$$\omega = \sqrt{\omega_0^2 - \beta^2} \quad (20)$$

式中,  $c$  表示阻尼运动的初始幅度,  $\omega$  为脉搏波动的频率,  $\beta = 2\xi\omega_0$ ,  $\xi$  为阻尼比,  $\omega_0$  为自然频率;  $\dot{x}(t)$  和  $\ddot{x}(t)$  分别表示  $x(t)$  的一阶导数和二阶导数;  $\theta$  表示阻尼运动的初始相位;

步骤3.3: 随机选取医生或专家标记的100份连续超声图像, 基于分析图像得出的视神经鞘运动结果, 用线性拟合  $K = (k_1, k_2, k_3)^T$ , 求解如下超定方程:

$$k_1 * a_i + k_2 * b_i + k_3 * c_i = A_i \quad (21)$$

式中,  $a_i$  表示第  $i$  份连续超声图像中视神经鞘位置的正弦基频分量的振幅;  $b_i$  表示第  $i$  份连续超声图像中视神经鞘位置的余弦基频分量的振幅;  $c_i$  表示视神经鞘周围组织阻尼运动的初始幅度;

令  $b = (A_1, A_2, \dots, A_{100})^T$ , 表示经医生或专家确认过的视神经鞘位移;  $K = (k_1, k_2, k_3)^T$ ; 令

$$G = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{100} & b_{100} & c_{100} \end{pmatrix}, \text{ 则公式 (23) 的矩阵形式为:}$$

$$G * K = b \quad (22)$$

得出最小二乘解:

$$K = (G^T * G)^{-1} * G^T * b \quad (23)$$

步骤3.4: 给定一份新的连续超声图像, 结合式 (19) 式 (21) 和式 (23), 得出视神经鞘的运动估计  $A$ ; 视神经鞘有左右之分, 计算方法一样; 因此同样方法得到  $A_{\text{left}}$  和  $A_{\text{right}}$ , 分别表示左右视神经鞘的位移, 并用如下公式表示视神经鞘刚度  $\Delta$ :

$$\Delta = \frac{|A_{\text{left}} - A_{\text{right}}|}{A_{\text{left}} + A_{\text{right}}} \quad (24)$$

步骤3.5: 将  $K = (k_1, k_2, k_3)^T$  应用到剩余的900份连续超声图像中验证, 确认视神经鞘刚度  $\Delta$  的计算是否满足要求, 否则按照步骤1.1的方法, 调整参数。

## 一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于无创颅内压测量技术领域,涉及超声图像的处理技术,具体地说,是指一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法。

### 背景技术

[0002] 中重型颅脑损伤、脑出血经常引起急性颅内压增高,颅内肿瘤等占位性病变或早或晚都会引起不同程度的颅内压增高。颅内压增高可影响脑血液循环,导致灌注压下降,脑血流量减少,静脉回流受限,颅内血液淤滞,甚至引起脑受压、脑移位,严重者脑疝形成,患者常由于继发脑干损伤而死亡。若能及时发现颅内压的增高,积极采取措施缓解颅内压力,解决引起颅内压增高的病因可使患者转危为安。因此,早期明确诊断及早期处理颅内压增高对预防患者病情恶化及改善预后具有重要意义。

[0003] 现有技术中关于颅内压的测量方法主要分为有创和无创颅内压测量两种,有创颅内压检测是目前临床获取颅压的主要方式,以脑室内检测为颅压金标准。国际上进行颅内压的测量方法包括:腰椎穿刺监测、颅内压检测仪检测、神经内镜检测和有创脑电阻监测等。主要原理是通过穿刺或手术,到达脑室或蛛网膜下腔,进行直接测压或埋置检测仪。有创颅内压测量缺点包括:a、进行有创测量风险大:可能引发出血,神经损伤,感染,严重者可并发脑疝等并发症。b、有创测量操作相对复杂,对操作环境无菌要求严格,颅内压检测仪器昂贵,不能第一时间获取颅压值。c、结果受多因素影响,连续监测可能出现准确性下降。d、眼科门诊患者对于侵入性检查接受度差,应用困难。

[0004] 目前用于无创颅内压力的主要手段有闪光视觉诱发电位法、视网膜静脉压或动脉压检测、鼓膜移位法、前囟测压法和经颅多普勒检查法等。有研究提出利用3.0T磁共振成像检查视神经鞘直径。通过磁共振成像测量眼球后3mm、9mm和15mm三个位置所测量的视神经蛛网膜下隙的宽度来评估颅内压的变化。参见参考文献[1]:颅内压监测的临床应用:争议与前景,张锋,刘波,周庆九中国组织工程研究第18卷第18期。

[0005] 现有的无创颅内压检测也多处于研究阶段。视网膜静脉压或动脉压检测,只能一过性使用不能连续、重复监测,此外该方法有局限性,在视神经乳头水肿明显和眼内压高于静脉压时不可用。经颅多普勒超声监测,因颅内压和脑血流速度的关系易受脑血管活性的影响,在临床上影响脑血管活性的因素很多,所以难以准确计算颅内压值。闪光视觉诱发电位监测,该方法易受年龄、代谢因素(如二氧化碳分压、氧分压、血压、pH等)、眼部疾病(如严重视力障碍、眼底出血等)、颅内病变导致视觉通路破坏的疾病(如颅内肿瘤等)以及全身代谢性紊乱的影响,此外部分患者(如深昏迷、脑死亡等)不出现闪光视觉诱发电位波形。鼓膜移位的监测方法有如下缺陷:①随着年龄的增长,耳蜗管的通畅程度降低,影响了外淋巴液的流动,尤其是在年龄超过40岁的患者;②该方法对于因过度暴露于声音刺激状态而引起暂时性音阈改变的患者测量不准确;③有镫骨肌反射缺陷(如脑干、中耳病变)的患者不能监测;④不安静、不合作的人不宜监测;⑤不能连续监测。前囟测压仅能在前囟突出于骨缘的新生儿和婴儿中使用。

[0006] 超声静态测量是已有无创颅压检测的一种思路,已有研究通过获取静态超声图像,对视神经鞘直径进行测量,并以此来代表颅压值。然而,蛛网膜下腔内压力增加引起的视神经鞘复合体膨胀的大小可能取决于多种生物力学因素,包括颅内压增加的程度,增长速度和视神经鞘的弹性特性等,均会影响其扩张和回缩能力,且此变化过程随心动周期呈现脉动曲线变化,静态后处理只能提供颅内压变化趋势的评估,却无法提供颅内压拟合公式并对具体颅内压值进行计算。而且该方法受视神经影响大,无法避免视神经的解剖和病程不同所导致的个体差异,无法避免由视神经萎缩造成的假性视神经鞘空间增宽,目前仅能用于高颅压的筛查。除此之外,介于超声技术特点,静态后处理方法中视神经鞘静态图像采集对操作人员的技术存在较高的经验要求,否则瞬时静态超声图片的结果测量可能存在较大变异。

### 发明内容

[0007] 本发明提供一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,通过经眶超声技术记录视神经鞘的搏动运动,颅内压越小,造成的搏动运动的波动幅度也会越大,因此可以通过测量视神经鞘刚度的方法来实现颅内压的测量。

[0008] 本发明提供的一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,具体包括如下步骤:

[0009] 第一步,自动标记视神经鞘位置。

[0010] 第二步,自动检测视神经鞘平面外运动。

[0011] 第三步,估计视神经鞘运动幅度。

[0012] 本发明的优点和有益效果在于:

[0013] 1. 本发明对连续超声图像中的视神经鞘进行动态运动分析,提取搏动规律,最终分析青光眼患者与正常人眼之间运动特性的区别,进而得到可以分辨正常眼压青光眼的最佳阈值。

[0014] 2. 基于K折交叉验证思想,以及带权重的最小二乘估计方法,获得视神经鞘的通用模板;基于通用模板,结合SSDA算法,以匹配度为衡量标准,实现自动识别并标记视神经鞘位置。

[0015] 3. 基于SURF特征点匹配算法获得比例缩放因子,从比例缩放因子的相关统计量出发,结合支持向量机(SVM)思想,设计并验证有无平面外运动的判断准则和图像序列重构准则,实现了自动检测视神经鞘平面外运动并重构图像序列。

[0016] 4. 基于块匹配算法及光流算法对视神经鞘运动进行估计,基于欠阻尼运动模型对视神经鞘周围组织运动都做了估计,并结合人工标记视神经鞘运动的幅度,将两者的幅度进行线性拟合,从而进一步计算出视神经鞘刚度。

### 附图说明

[0017] 图1是本发明提供的无创颅内压测量方法流程图。

[0018] 图2是本发明中通用模板和人工标记的对比区域示意图。

[0019] 图3是视神经鞘周围组织运动示意图。

## 具体实施方式

[0020] 下面将结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。

[0021] 本发明首先定义一种动态生物力学新指标——视神经鞘刚度(stiffness)。在视神经鞘运动规律中,通过经眶超声技术记录视神经鞘的搏动运动,获取运动曲线。所述运动曲线的幅度与颅内压有直接的关系,颅内压越小,造成的搏动运动的波动幅度也会越大,因此可以通过测量视神经鞘刚度的方法来实现颅内压的测量。视神经鞘刚度(stiffness)能从原理层面更好地揭示产生不同搏动运动的原因。本发明定义视神经鞘刚度为 $\Delta$ ,通过归一化的左右视神经鞘搏动运动幅度对所述的视神经鞘刚度进行量化表示,如公式(1):

$$[0022] \quad \Delta = \frac{|A_{\text{left}} - A_{\text{right}}|}{A_{\text{left}} + A_{\text{right}}} \quad (1)$$

[0023] 其中, $A_{\text{left}}$ 表示左视神经鞘的搏动运动幅度, $A_{\text{right}}$ 表示右视神经鞘的搏动运动幅度。

[0024] 本发明将眼部超声影像的后处理技术从静态测量深入到动态追踪研究,并采取联合评估,拟合公式;通过建立通用模型,通过连续超声图像采集的视神经鞘搏动,经过动态后处理技术,计算的视神经鞘刚度可以更全面的反应脑脊液压力变化引起的生物力学变化。

[0025] 本发明提供一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法,如图1所示流程,所述方法具体包括如下步骤:

[0026] 步骤一,自动标记视神经鞘位置。

[0027] 首先应用K折交叉验证方法学习,得到视神经鞘的通用模板,实现视神经鞘的自动识别,即实现从连续超声图像中自动选出包含视神经鞘的区域,组成图片序列;然后以通用模板作为基准,通过SSDA算法(Sequential Similarity Detection Algorithms,序贯相似检测算法),实现对连续超声图像中剩余帧序列的视神经鞘自动标记。详述如下:步骤1.1,基于K折交叉验证思想,使用带权重的最小二乘估计方法,得到视神经鞘的通用模板。

[0028] (1.1.1):通过超声方法获得1000份连续超声图像,从每份连续超声图像中,选择1帧质量较好的图像,标记出视神经鞘位置,视神经鞘位置的大小为200\*100像素,作为学习模板(以下简称“模板”)。将1000个学习模板随机分成10组,每组100个学习模板,用其中的9组作为监督学习的训练集,剩余的1组作为验证集。

[0029] (1.1.2):对训练集中的900个学习模板进行基于灰度的线性归一化处理:

$$[0030] \quad I_n(x, y) = (I(x, y) - I_{\text{min}}) / (I_{\text{max}} - I_{\text{min}}) \quad (1)$$

[0031] 公式(1)中, $I(x, y)$ 表示原图像中在位置 $(x, y)$ 像素灰度, $I_n(x, y)$ 表示归一化后的图像在位置 $(x, y)$ 像素灰度, $I_{\text{min}}$ 、 $I_{\text{max}}$ 分别代表原图中灰度的最小值和最大值。

[0032] 每个学习模板的视神经鞘位置图像大小为200\*100像素,将其视为100个200维的列向量。记第j个学习模板的第i列为 $f_{ji}$ ,将通用模板的第i列记 $g_i$ 。

$$[0033] \quad g_i = \frac{1}{900} \sum_{j=1}^{900} k_j * f_{ji} \quad (2)$$

$$[0034] \quad \sum_{j=1}^{900} k_j = 900.00 \quad (3)$$

[0035] 式(2)中, $k_j$ 为每个学习模板在训练学习中的超参数(保留两位小数),且满足式(3)的约束条件,初始值设为 $k_j=1.00, j=1, 2, \dots, 900; i=1, 2, \dots, 100$ 。

[0036] 基于代价函数E学习通用模板,确定每一列的权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ 的值,代价函数E定义为:

$$[0037] \quad E = \arg \min_{\alpha} \left( \sum_{j=1}^{900} \sum_{i=1}^{100} (\alpha_i g_i - f_{ji})^2 \right) \quad (4)$$

[0038] 用最小二乘法求得式(4)中权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ ,从而得到通用模板 $I_{\text{model}}$ ,用矩阵形式表示如下:

$$[0039] \quad I_{\text{model}} = [\alpha_1 * g_1, \dots, \alpha_i * g_i, \dots, \alpha_{100} * g_{100}] \quad (5)$$

[0040] (1.1.3):将通用模板 $I_{\text{model}}$ 应用于验证集。评价标准:每一帧的匹配度大于等于90%为合格。标注区域的匹配度M定义为:

$$[0041] \quad M = (S_{\text{通用模板}} \cap S_{\text{人工标记}}) / S_{\text{人工标记}} * 100\% \quad (6)$$

[0042] 式(6)中: $S_{\text{通用模板}}$ 表示通用模板上视神经鞘位置所在区域, $S_{\text{人工标记}}$ 表示学习模板中人工标记的视神经鞘位置所在区域, $(S_{\text{通用模板}} \cap S_{\text{人工标记}})$ 表示通用模板和学习模板上的重合区域,如图2所示。

[0043] (1.1.4):如果匹配度M小于90%,则调整超参数 $k_j$ 重新训练通用模板,进而改变公式(4)中的权重系数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{100}$ ,得到新的通用模板。

[0044] 所述调整超参数的方法如下:

[0045] (1.1.4.1) 选出影响最大和最小的超参数 $k_{\text{max}}$ 和 $k_{\text{min}}$ 。

[0046] 具体为:从900个学习模板中,依次删除学习模板 $f_{1i}, f_{2i}, \dots, f_{900i}$ 得到新的通用模板的第i列 $g_i$ ,记为 $g_{i\_reduced}$ ,下面的公式是删除 $f_{900i}$ 时的情况:

$$[0047] \quad g_{i\_reduced} = \frac{1}{899} \sum_{j=1}^{899} k_j * f_{ji} \quad (7)$$

[0048] 用上述的 $g_{i\_reduced}$ 代替原公式(4)中的 $g_i$ 重新计算匹配度M,从而可以得出对匹配度影响最大和最小的学习模板,记为 $f_{\text{max}}$ 和 $f_{\text{min}}$ 。

[0049] (1.1.4.2) 调整超参数。将学习模板 $f_{\text{max}}$ 和 $f_{\text{min}}$ 对应的超参数 $k_{\text{max}}$ 和 $k_{\text{min}}$ 的初始值1,分别调整为 $1+\epsilon$ 和 $1-\epsilon$ , $\epsilon$ 为学习的步长,本算法取 $\epsilon=0.05$ 。当有n个学习模板对匹配度的影响为0时,将超参数的容量调整为 $900-n$ ,即 $j=1, 2, \dots, (900-n)$ 。

[0050] (1.1.4.3) 基于调整后的超参数 $k_j$ ,返回步骤(1.1.2),直至验证集满足匹配度要求。

[0051] (1.1.5):重复步骤(1.1.2)~(1.1.4),使得10组学习模板的每一组作为验证集时, $I_{\text{model}}$ 均满足匹配度M要求,则 $I_{\text{model}}$ 作为视神经鞘的通用模板。

[0052] 步骤1.2,基于SSDA(Sequential Similarity Detection Algorithms,序列相似性检测算法)算法,使用步骤1.1获得的通用模板 $I_{\text{model}}$ ,为每一份连续超声图像进行自动标记。

[0053] (1.2.1):随机选取一份连续超声图像,以步骤1.1得到的 $I_{\text{model}}$ 作为匹配模板。基于 $I_{\text{model}}$ ,使用SSDA算法,为每份连续超声图像标记剩余帧。SSDA算法简介如下:

[0054]  $S(x, y)$ 是待搜索的超声图像,大小为 $m*n$ ;  $I_{\text{model}}(x, y)$ 是 $M*N$ 的通用模板,  $S_{ij}$ 是待搜

索的超声图像中的一个子图(左上角起始位置为 $(i, j)$ ),  $1 \leq i \leq m-M-1, 1 \leq j \leq n-N-1$ 。本算法中,  $M=200, N=100, m, n$ 是待搜索的超声图像的像素大小,  $M, N$ 是通用模板的像素大小,  $m \geq M, n \geq N$ 。

[0055] (A) 定义绝对误差:

$$[0056] \quad \varepsilon(i, j, s, t) = \left| S_{i,j}(s, t) - \bar{S} - I_{model}(s, t) + \overline{I_{model}} \right| \quad (8)$$

[0057] 其中,  $\bar{S}, \overline{I_{model}}$ 分别表示子图和通用模板的均值:

$$[0058] \quad \bar{S} = E[S_{i,j}(s, t)] = \frac{1}{M * N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N S_{i,j}(s, t)$$

$$[0059] \quad \overline{I_{model}} = E[I_{model}(s, t)] = \frac{1}{M * N} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N I_{model}(s, t)$$

[0060]  $I_{model}(s, t)$ 表示通用模板上位置 $(s, t)$ 处的像素灰度。

[0061] 绝对误差的含义是, 子图与通用模板图去掉各自均值后, 对应像素点做差后的绝对值。

[0062] (B) 阈值 $Th$ 取值设置为 $Th = th_0$ 。其中, 阈值的大小根据具体技术方案的精度要求进行设定。

[0063] (C) 在通用模板图中随机选取不重复的像素点, 计算与当前子图的绝对误差, 将绝对误差累加, 当绝对误差累加和超过了阈值 $Th$ 时, 记下累加次数 $H$ , 所有子图的累加次数 $H$ 用一个表 $R(i, j)$ 来表示。SSDA检测定义为:

$$[0064] \quad R(i, j) = \left\{ H \mid \min_{1 \leq H < M * N} \left[ \sum_H \varepsilon(i, j, s, t) \right] \geq Th \right\} \quad (9)$$

[0065] (D) 在计算过程中, 如果当前子图的绝对误差累加和超过了阈值(记录此时的累加次数 $H$ )后, 则放弃当前子图转而对下一个子图进行计算。遍历完所有子图后, 选取累加次数 $H$ 的最大 $R(i, j)$ 值所对应的子图 $S_{ij}$ 作为匹配图像, 实现对连续超声图像中每一帧图像的自动标记。

[0066] (1.2.2): 对自动标记的帧(匹配图像)进行核对, 挑选出标记不正确的帧, 总和记为 $F_{error}$ , 连续超声图像的总帧数是 $F_{total}$ , 若错误率:  $F_{error}/F_{total} * 100\% \leq 1.00\%$ , 认为标记合格, 符合要求。否则对标记不正确的帧进行分析, 判定当前帧图像质量, 若确定质量差(模糊, 有较大抖动等等), 删除此帧; 返回步骤(B), 修改阈值取值 $th_1 = th_0 + \varepsilon_{th}$ ,  $\varepsilon_{th}$ 为学习的步长, 设为0.8。

[0067] (1.2.3): 重复(1.2.1) ~ (1.2.2), 直至对全部1000份连续超声图像自动标记的错误率均符合要求。

[0068] 步骤二, 自动检测视神经鞘平面外运动。

[0069] 平面外运动是指超声探头的运动, 在垂直于采集平面的方向上有较大分量。若图像序列存在平面外运动, 则视神经鞘的运动分析会产生误差, 因此必须将其剔除。

[0070] 设计并验证平面外运动的判别准则, 以此判断存在平面外运动的帧; 基于判别准则, 设计并验证图像序列重构准则, 评估图像序列中被剔除的图像比例为多少时, 导致对视神经鞘的运动分析误差过大。

[0071] 详细算法步骤和准则如下:

[0072] 步骤2.1:基于SURF (Speed Up Robust Features, 加速鲁棒特性) 计算缩放因子。从1000份连续超声图像中,选取医师或专家确认过的有平面外运动和无平面外运动的各300份共计600份。各分为10组,每组有30份连续超声图像,将有平面外运动的图像帧标记出。随机选择各9组270份连续超声图像,作为训练集,进行模型训练;剩余的各1组作为验证集。基于SURF特征点对视神经鞘进行匹配后,得到缩放因子,用来判断是否有平面外运动。

[0073] 步骤2.2:获得缩放因子的统计量。对于每份连续超声图像的图像序列,选取第一帧为基准,计算后续帧相对于第一帧中视神经鞘的缩放因子 $K_i$  (例, $K_2$ 表示第2帧相当于第1帧的缩放倍数),对于 $n$ 帧图像,得到 $n$ 个缩放因子, $K_1 K_2 \dots K_{90}$  (假设: $n=90$ ),计算均值 $K_{mean}$ 和标准差 $K_{std}$ :

$$[0074] \quad K_{mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_i \quad (10)$$

$$[0075] \quad K_{std} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (K_i - K_{mean})^2} \quad (11)$$

[0076] 步骤2.3:建立平面外运动判别准则及图像序列重构准则:

[0077] 建立图像序列比例缩放因子,分析其统计规律与平面外运动的关系,得出判别准则,剔除有平面外运动的图像,令,

$$[0078] \quad K_H = K_{mean} - K_{std} * A \quad (12)$$

$$[0079] \quad K_L = K_{mean} + K_{std} * B \quad (13)$$

[0080] 其中, $K_H$ 和 $K_L$ 分别表示自适应判别准则的缩放因子的上限系数和下限系数, $A$ 为上限调整系数, $B$ 为下限调整系数, $A$ 和 $B$ 的初值取为0.01,训练步长设置为0.02;通过训练 $A$ 和 $B$ 的值,确定 $K_H$ 和 $K_L$ ,从而得到自适应的判别准则,用于剔除有平面外运动的帧。

[0081] 建立平面外运动判别准则如下:

[0082]

$$E = \underset{A,B}{\operatorname{argmin}} (K A_{i_j} \in (K_H * K A_{i_{mean}}, K_L * K A_{i_{mean}}), K B_{i_j} \notin (K_H * K B_{i_{mean}}, K_L * K B_{i_{mean}})) \quad (14)$$

[0083] 其中, $E$ 表示能量函数,期望取最小值, $A_{i_j}$ 表示无平面外运动的训练集中第 $i$ 个连续超声图像的第 $j$ 帧, $B_{i_j}$ 表示有平面外运动的训练集中第 $i$ 个连续超声图像的第 $j$ 帧; $K A_{i_{mean}}$ 、 $K B_{i_{mean}}$ 分别表示图像帧 $A_{i_j}$ 和 $B_{i_j}$ 的缩放因子的均值。训练得出 $K_H$ 、 $K_L$ 均保留2位小数。 $K A_{i_j} \in (K_H * K A_{i_{mean}}, K_L * K A_{i_{mean}})$ 表示图像帧 $A_{i_j}$ 无平面外运动,而 $K B_{i_j} \notin (K_H * K B_{i_{mean}}, K_L * K B_{i_{mean}})$ 表示图像帧 $B_{i_j}$ 有平面外运动,应从图像序列中予以剔除。

[0084] 步骤2.4:应用步骤2.3得到的平面外运动判别准则,在验证集图像序列上进行验证,准确率高于99%时认为平面外运动判别准则正确。否则重新构建平面外运动判别准则,调整 $A$ 和 $B$ 以确定新的 $K_H$ 和 $K_L$ 。

[0085] 误判断有两种情况,弃真(剔除了无平面外运动的图像)和存伪(保留了有平面外运动的图像)。本平面外运动判别准则将准确率定义为存伪。步骤2.5将讨论弃真的情况。

$$[0086] \quad \text{准确率} = (1 - \frac{F_{\text{fault}}}{F_{\text{total}}}) * 100\% \quad (15)$$

[0087] 式中,  $F_{\text{fault}}$  代表没有被剔除的有平面外运动的帧数,  $F_{\text{total}}$  代表初始连续超声图像的图像序列的总帧数。

[0088] 步骤2.5: 得到正确的平面外运动判别准则的  $K_H$  和  $K_L$  后, 需要判定剔除的帧数对视神经鞘运动分析的影响: 经过分析及计算, 确定图像序列重构准则。

[0089] 剔除的帧数对视神经鞘运动分析无影响的准则 (图像序列重构准则) 是: 给定一份连续超声图像, 对比剔除帧前后, 计算得出视神经鞘运动幅度之比的绝对值在  $100\% \pm 5\%$  内。

[0090] 剔除因子  $K_t$  定义为:

$$[0091] \quad K_t = \frac{F_{\text{removed}}}{F_{\text{total}}} \quad (16)$$

[0092] 式中,  $F_{\text{removed}}$  表示被剔除的总帧数;  $F_{\text{total}}$  表示初始连续超声图像的图像序列的总帧数。

[0093] 定义一个包含4个元素的向量  $K_c$ :

$$[0094] \quad K_c = \left( \frac{F_{nc}}{F_{total}}, \frac{F_{nmax}}{F_{total}}, \frac{F_{nmin}}{F_{total}}, K_t \right)^T \quad (17)$$

[0095] 式中,  $F_{nc}$  表示根据判别准则剔除帧并重构后的连续超声图像的图像序列中连续帧的组数;  $F_{nmax}$  表示被剔除的最大的连续帧数,  $F_{nmin}$  表示被剔除的最小的连续帧数。以包含100帧图像的连续超声图像为例, 设剔除了第2帧、第4~10帧、第30帧, 则  $F_{\text{removed}} = 9$ ,  $F_{\text{total}} = 100$ ,  $F_{nc} = 2$ ,  $F_{nmax} = 7$ ,  $F_{nmin} = 1$ 。

[0096] 在300份有平面外运动的连续超声图像中, 去除平面外运动后, 仍满足分析要求的连续超声图像为260份, 记为  $G\{260\}$  (Good), 不满足分析要求的是40份, 记为  $NG\{40\}$  (Not Good)。随机选择各90%作为训练集, 即  $G_{\text{train}}\{234\}$  和  $NG_{\text{train}}\{36\}$ ; 剩余的10%作为验证集, 即  $G_{\text{test}}\{26\}$  和  $NG_{\text{test}}\{4\}$ 。基于K-折交叉验证思想, 以及支持向量机 (SVM), 训练如下分类器:

$$[0097] \quad f(K_c) = \omega^T * K_c + b \quad (18)$$

[0098] 式中,  $\omega^T = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4) \in \mathbb{R}^4$ ,  $b \in \mathbb{R}$ ;  $\mathbb{R}$  表示实数空间,  $\mathbb{R}^4$  表示四维实数空间。

[0099] 使得  $f(K_c) \geq +1$  时,  $K_c \in G_{\text{test}}\{26\}$ ,  $f(K_c) \leq -1$  时,  $K_c \in NG_{\text{test}}\{4\}$ 。

[0100] 基于K-折交叉验证思想, 若进行10次验证, 分类器均可以正确分类, 则完成了分类器的训练。否则调整  $\omega^T = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4) \in \mathbb{R}^4$  和  $b \in \mathbb{R}$ , 直至满足要求。

[0101] 在步骤2.4中对准确率计算没有考虑到弃真情况, 是因为重构准则中, 使用的对剔除帧的几种统计量, 包括了弃真的情况。假设弃真情况存在, 但不影响最终的运动分析, 则不将其归类为错误。

[0102] 步骤三, 设计主目标检测+周围组织运动估计算法, 估计视神经鞘运动。

[0103] 视神经鞘运动的过程中, 周围组织也会运动, 可以近似为受迫运动。本发明在检测视神经鞘运动的同时, 考虑为周围组织建立运动模型, 求出其运动模型。将两者结合在一起, 给出视神经鞘的运动估计。

[0104] 视神经鞘主体的运动估计, 采用块匹配算法及光流算法, 得出运动估计如下:

$$[0105] \quad M(t) = a_0 + a_1 \cos(\omega_f t) + b_1 \cos(\omega_f t) \quad (19)$$

[0106] 式中,  $M(t)$  表示  $t$  时刻视神经鞘的位置;  $a_0$  表示视神经鞘的中心位置;  $a_1$  表示正弦基

频分量的振幅;  $b_1$  表示余弦基频分量的振幅;  $\omega_f = 2\pi m/60$ ; 已知心跳率为  $m$ , 单位是 bpm (beats per minute), 即每分钟搏动次数。

[0107] 视神经鞘周围组织运动示意图如图3所示, 视神经鞘向右运动时, 右侧的周围组织也会随之向右运动(左侧的组织也会运动, 图中略去)。距离视神经鞘近的部分, 运动速率快, 产生的位移大; 较远的组织, 运动速率慢, 产生的位移较小。采用欠阻尼模型, 分析视神经鞘周围组织的运动状态, 具体步骤如下:

[0108] 步骤3.1: 在重构后的图像序列中, 基于SURF特征点匹配, 得出重构后的前后两帧对应点的运动矢量(大小和方向);

[0109] 步骤3.2: 拟用二阶阻尼运动模型拟合(欠阻尼)视神经鞘周围组织的运动。结合人工标记的连续超声图像, 对二阶阻尼运动模型进行参数的训练。设二阶阻尼运动模型运动遵循如下特征方程:

$$[0110] \quad \ddot{x}(t) + 2\beta\dot{x}(t) + \omega_0^2 = 0 \quad (20)$$

[0111] 欠阻尼状态下, 解为:

$$[0112] \quad x(t) = ce^{-\beta t} \sin(\omega t + \theta) \quad (21)$$

$$[0113] \quad \omega = \sqrt{\omega_0^2 - \beta^2} \quad (22)$$

[0114] 式中,  $c$  表示阻尼运动的初始幅度,  $\omega$  即为脉搏波动的频率, 理论上与应用傅里叶变换得到的搏动频率  $\omega_f$  一致。  $\beta = 2\xi\omega_0$ ,  $\xi$  为阻尼比,  $\omega_0$  为自然频率;  $\dot{x}(t)$  和  $\ddot{x}(t)$  分别表示  $x(t)$  的一阶导数和二阶导数;  $\theta$  表示阻尼运动的初始相位。

[0115] 步骤3.3: 随机选取医生或专家标记的100份连续超声图像, 基于分析图像得出的视神经鞘运动结果, 用线性拟合  $K = (k_1, k_2, k_3)^T$ , 求解如下超定方程:

$$[0116] \quad k_1 * a_i + k_2 * b_i + k_3 * c_i = A_i \quad (23)$$

[0117] 式中,  $a_i$  表示第  $i$  份连续超声图像中视神经鞘位置的正弦基频分量的振幅;  $b_i$  表示第  $i$  份连续超声图像中视神经鞘位置的余弦基频分量的振幅;  $c_i$  表示视神经鞘周围组织阻尼运动的初始幅度。

[0118] 令  $b = (A_1, A_2, \dots, A_{100})^T$ , 表示经医生或专家确认过的视神经鞘位移;  $K = (k_1, k_2,$

$k_3)^T$ ; 令  $G = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{100} & b_{100} & c_{100} \end{pmatrix}$ , 则公式(23)的矩阵形式为:

$$[0119] \quad G * K = b \quad (24)$$

[0120] 得出最小二乘解:

$$[0121] \quad K = (G^T * G)^{-1} * G^T b \quad (25)$$

[0122] 步骤3.4: 给定一份新的连续超声图像, 结合式(19)式(21)和式(23), 可得出视神经鞘的运动估计  $A$ 。视神经鞘有左右之分, 计算方法一样。因此同样方法可以得到  $A_{left}$  和  $A_{right}$ , 分别表示左右视神经鞘的位移, 并用如下公式表示视神经鞘刚度  $\Delta$ :

$$[0123] \quad \Delta = \frac{|A_{left} - A_{right}|}{A_{left} + A_{right}} \quad (26)$$

[0124] 步骤3.5: 将  $K = (k_1, k_2, k_3)^T$  应用到剩余的900份连续超声图像中验证, 确认视神经

鞘刚度  $\Delta$  的计算是否满足要求, 否则按照步骤1.1的方法, 调整参数。



图1

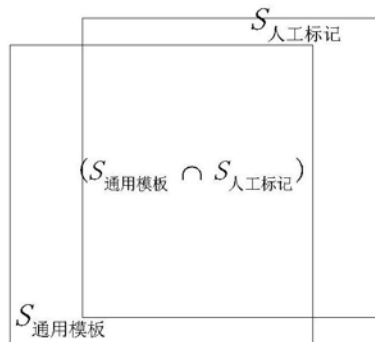


图2

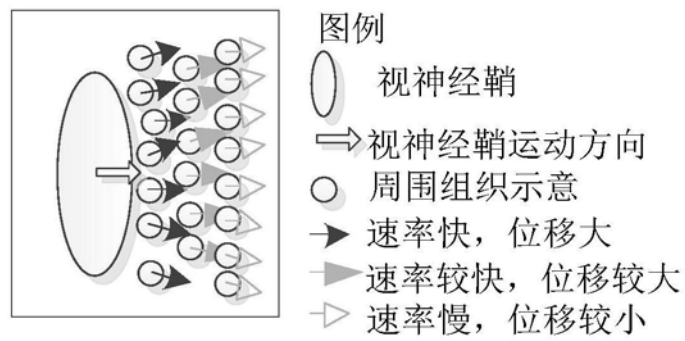


图3

专利名称(译)	一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110403631A</a>	公开(公告)日	2019-11-05
申请号	CN201910521061.5	申请日	2019-06-17
[标]申请(专利权)人(译)	首都医科大学附属北京同仁医院		
申请(专利权)人(译)	首都医科大学附属北京同仁医院		
当前申请(专利权)人(译)	首都医科大学附属北京同仁医院		
[标]发明人	王宁利		
发明人	刘含若 王宁利 庞睿奇		
IPC分类号	A61B8/00 A61B8/10		
CPC分类号	A61B8/0808 A61B8/5207 A61B8/5223 A61B8/5269		
优先权	201811403974.9 2018-11-23 CN		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于连续超声图像的无创颅内压测量方法，属于无创颅内压测量技术领域。所述方法通过测量视神经鞘刚度的方法来实现颅内压的测量；具体包括第一步，自动标记视神经鞘位置；第二步，自动检测视神经鞘平面外运动；第三步，估计视神经鞘运动幅度。本发明实现了基于连续超声图像的自动识别并标记视神经鞘位置、自动检测视神经鞘平面外运动并重构图像序列，基于欠阻尼运动模型对视神经鞘周围组织运动都做了估计，并结合人工标记视神经鞘运动的幅度，将两者的幅度进行线性拟合，从而实现了进一步更精确的计算出视神经鞘刚度。

