



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101908891 A

(43) 申请公布日 2010.12.08

(21) 申请号 201010260577.8

(22) 申请日 2010.08.23

(71) 申请人 南京信息工程大学
地址 210044 江苏省南京市宁六路 219 号

(72) 发明人 郭业才 段宇平

(74) 专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司 32200

代理人 许方

(51) Int. Cl.
H03M 7/30(2006.01)
G06T 9/00(2006.01)

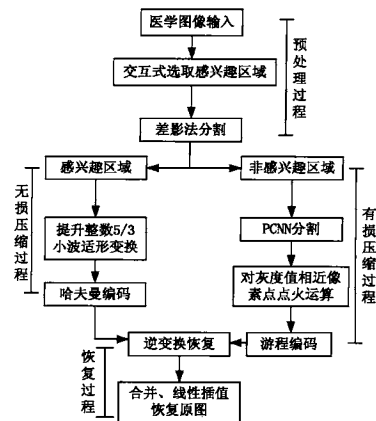
权利要求书 3 页 说明书 9 页 附图 3 页

(54) 发明名称

基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法

(57) 摘要

本发明公布了一种基于提升小波和脉冲耦合神经网络 (PCNN) 的医学图像 ROI 压缩方法,是由医生圈出感兴趣区域,用差影法将其与非感兴趣区域分开。感兴趣区域采用无损压缩,用提升方案构造紧支集双正交小波变换,再用哈夫曼编码;非感兴趣区域采用有损压缩,用 PCNN 对灰度值像素相近点进行分割,点火运算,再进行游程编码。最后逆变换恢复,将感兴趣区域与非感兴趣区域合并,用线性插值消除边界不连续问题。实验结果表明,该压缩方法能灵活选择和控制在感兴趣区域,医生诊断所用信息能完整保留,压缩率较高。同时,省去了感兴趣区域掩膜的计算和对小波系数差值的计算与编码,减少了压缩与解压的时间和算法复杂度,提高了图像处理与传输的效率。



1. 一种基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法,其特征包括如下步骤:

预处理

采用人工交互式差影分割方法进行医学图像分割,再用差影法分割医学图像中感兴趣区域与非感兴趣区域并产生二值掩膜,再将整幅医学图像和二值掩膜相乘得到差影,从而将图像分成感兴趣区域与非感兴趣区域;

有损压缩

将非感兴趣区域经过 PCNN 分割区分像素灰度值不连续的点,划分非感兴趣区域图像的不同区域;根据实际需要设置灰度值相近范围,相近像素点经过点火运算后进行游程编码;

无损压缩

将感兴趣区域经过提升整数 5/3 小波适应变换后进行哈弗曼编码;

恢复

将有损压缩后的非感兴趣区域和无损压缩后的感兴趣区域依次经过合并、线性插值恢复医学图像,实现医学图像 ROI 压缩。

2. 根据权利要求 1 所述的基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法,其特征在于所述提升整数 5/3 小波适应变换方法如下:

将低通综合滤波器 $h(z)$ 、高通综合滤波器 $g(z)$ 、低通分析滤波器 $\hat{h}(z)$ 和高通分析滤波器 $\hat{g}(z)$,都分解成偶数和奇数两部分:

$$h(z) = h_e(z^2) + z^{-1}h_o(z^2)$$

$$g(z) = g_e(z^2) + z^{-1}g_o(z^2)$$

(1)

$$\hat{h}(z) = \hat{h}_e(z^2) + z^{-1}\hat{h}_o(z^2)$$

$$\hat{g}(z) = \hat{g}_e(z^2) + z^{-1}\hat{g}_o(z^2)$$

其中,下标 e 偶系数多项式,下标 o 表示奇系数多项式,即

$$h_e(z) = \sum_k h_{2k} z^{-k}, h_o(z) = \sum_k h_{2k+1} z^{-k} \quad (2)$$

式中, h_{2k} 、 h_{2k+1} 分别为 $h_e(z)$ 和 $h_o(z)$ 按 z^{-1} 展开的偶数序号、奇数序号的系数。

$$\text{而多项式定义为: } \mathbf{P}(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} \quad (3)$$

输入信号也同样进行奇偶分解,输出的低,高频分量的 z 变换表示分别为 $s_1(z)$, $d_1(z)$, 则

分解过程为:

$$\begin{bmatrix} s_1(z) \\ d_1(z) \end{bmatrix} = \mathbf{P}^T(z) \begin{bmatrix} x_e(z) \\ z^{-1}x_o(z) \end{bmatrix} \quad (4)$$

下面通过分解 $\mathbf{P}(z)$ 达到提升格式:

$$\text{由 } h_e(z^2) = \frac{h(z) + h(-z)}{2}, h_o(z^2) = \frac{h(z) - h(-z)}{2} z \quad (5)$$

$$\text{推得 } \mathbf{P}(z^2)^T = \frac{1}{2} \mathbf{M}(z) \begin{bmatrix} 1 & z \\ 1 & -z \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(z^{-1})^T = \begin{bmatrix} h_e(z^{-1}) & h_o(z^{-1}) \\ g_e(z^{-1}) & g_o(z^{-1}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

则理想重构条件 $\mathbf{P}(z)\mathbf{P}(z^{-1})^T = \mathbf{I}$, 当 (h, g) 构成互补滤波器对时, $\det \mathbf{P}(z) = 1$ (\det 表示行列式), 做一次对偶提升后, 新多项式矩阵为:

$$\mathbf{P}^{\text{new}}(z) = \mathbf{P}(z) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ t(z) & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\text{由 Euclid 算法, 得 } \begin{bmatrix} h_e(z) \\ h_o(z) \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^n \begin{bmatrix} q_i(z) & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{因此 } \mathbf{P}(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -s_i(z^{-1}) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -t_i(z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

\mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 是常数, s_i 是预测提升步骤的滤波器, t_i 是更新提升步骤的滤波器, 即对应于 $\mathbf{P}(z)$ 正向的小波变换, 构成的小波变换包括: 分裂 (Split)、预测 (Predict) 更新 (Update) 和归一化 (Scaling) 4 个步骤:

① 分裂将原始信号序列 $x(n)$ (n 为时间序列) 分裂成两个互不相交的偶数序号子集 $x_e(n)$ 和奇数序号子集 $x_o(n)$, 即惰性 (lazy) 分割方法:

$$x(n) = \{x_e(n), x_o(n)\} \quad (11)$$

② 预测根据数据间的相关性, 用 $x_e(n)$ 预测出 $x_o(n)$, 具体方法是用相邻 2 个偶数的均值来作为它们之间的奇数预测值, 再用奇数位与预测值的差值去替代该奇数位, 表达式为:

$$x'_o(n) = x_o(n) - \frac{x_e(n-1) + x_e(n)}{2} \quad (12)$$

③ 更新用 $x_o(n)$ 和 $s_i(z)$ 相乘再加上 $x_e(n)$ 来实现:

具体的方法是用前一位奇数位的预测值和后一位偶数位值的和的四分之一作为调整的偏差度值, 再用该偶数位与偏差度值的差值去替代该偶数位, 表达式为:

$$x'_e(n) = x_e(n) - \frac{x'_o(n-1) + x_e(n+1)}{4} \quad (13)$$

④ 归一化实现系数统一变换, 即用输出的偶数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_2 , 奇数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_1 ;

重复上述过程后, n 次分解后得到的 $\{x'_e(n)\}$ 代表了信号的低频部分, $\{x'_o(n)\}$ 代表了信号的高频部分。

3. 根据权利要求 1 所述的基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法, 其特征在于所述 PCNN 分割方法如下:

PCNN 模型的神经元结构模型分为三部分: 输入区是输入量 I_{ij} 和相邻神经元输出脉冲 Y_{ij} ; 连接输入区是神经元的连接部分; 脉冲产生区通过阈值调整产生脉冲 Y ; 该模型各离散的数学变量迭代方程如下所示:

$$F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F) F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (14)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (15)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (16)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases} \quad (17)$$

$$E_{ij}(n) = \exp(-\alpha_E)E_{ij}(n-1) + V_E \sum Y_{kl}(n-1) \quad (18)$$

(14) 式中 I_{ij} 是图像的像素矩阵在点 (i, j) 处的像素灰度值, 即为神经元强制激发的外部激励, Y_{kl} 是相邻的神经元在点 (k, l) 处的输出, F_{ij} 是输入的线性相加结果, M_{ijkl} 是为反馈输入域中点 (i, j) 和点 (k, l) 的权值矩阵, α_F 是衰减时间常数, V_F 是反馈输入域中的放大系数; (15) 式中 L_{ij} 是连接输入区的耦合连接, α_L 和 V_L 分别是其衰减时间常数和放大系数, W_{ijkl} 是点 (i, j) 和点 (k, l) 的连接矩阵的权值矩阵; (16) 式中 U_{ij} 是内部活动项, β 是其连接系数, (17) 式中 E_{ij} 是激发脉冲的动态活动门限, (18) 式中 α_E 和 V_E 分别是其衰减时间常数和放大系数;

通过阈值调整决定动态活动门限, 对相邻区域灰度像素值相近的像素矩阵点产生脉冲, 并标为 1, 由 Y_{ij} 矩阵输出, 从而区分像素灰度值不连续的点, 划分图像不同区域, 实现图像分割。

4. 根据权利要求 3 所述的基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法, 其特征在于当 $\alpha_F < \alpha_L < \alpha_E$ 时, PCNN 中每个神经元都处在一个 $n \times n$ 的正方形连接矩阵中心位置, 一般 n 取 3, 其连接权值取 $W = M$ 。

基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法

技术领域

[0001] 本发明设计一种基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法。

背景技术

[0002] 医学图像比普通图像分辨率高,量化级多,数据量大,随着 PACS(Picture Archiving and Communication Systems) 影像通信系统和远程实时医疗的发展,急需医学图像压缩,即在保证图像使用质量的前提下,把医学图像的位图信息转化为一种数据量缩减的数组形式。目前图像压缩大致分为无损压缩和有损压缩。无损压缩可以完全恢复出原图像,细节信息没有丢失,但其压缩率一般在 50%至 80%之间,压缩后数据量仍是很大。有损压缩不能完全恢复出原图,其压缩率可达到 5%,但有些重要细节损失会影响医生对疾病的辅助诊断。

[0003] 可见,对整幅图像有损压缩不可行,无损压缩的压缩比又很低。为了解决矛盾,不少专家提出感兴趣区域(ROI, Regions of Interest)压缩编码,如 Maxshift(见文献 [1]:Joel Askelof, Mathias Larsson Carlander, Charilaos Christopoulos. Region of interest coding in JPEG2000[J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 17: 105 ~ 111.)、PSBshift(见文献 [2]:Liu Jie, Fan Guoliang. A new JPEG2000 region-of-interest image coding method: Partial significant bitplanes shift[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(2): 35 ~ 38)、基于 SPIHT 算法(见文献 [3]:ZHUO Li, SHEN Lansun, Lam Kinman. Region of Interest Based Image Coding and Progressive Transmission[J]. Chinese Journal of Electronics, 2004, 32(3): 411 ~ 415.), 这些算法的基本原理都是对图像小波变换,用 ROI 掩膜指出小波系数中位于 ROI 中的部分,上移 ROI 内的小波系数,让其位于高比特平面,先于非 ROI 被编码。对 ROI 内的小波系数全部上移时无损压缩,部分上移时有损压缩,对非 ROI 部分编码或是直接省略。在小波变换中,传统双正交小波只能进行有损压缩(见文献 [4]:Wang Xiangyang, Yang Hongying, Gao Cunchen. The Image Compression Based on Wavelet Transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2001, 15: 82 ~ 84+159; 文献 [5]:ZHANG Guo-yun, PENG Shi-yu. Image compression based on anti-symmetrical biorthogonal wavelets[J]. Computer Engineering, 2008, 34(6): 205-209), 而整数提升小波变换(见文献 [6]:LI Shi-peng, LI Wei-ping. Shape-adaptive Discrete Wavelet Transform for Arbitrarily Shaped Visual Object Coding[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2000, 10(5): 725-743; 文献 [7]:Chen Hongxin, et al. Memory efficient image compressing using lifting scheme[A]. International Conference on Signal Processing Proceedings (ICSP' 04) [C]. 2004.), 继承传统小波多分辨率的优点,不依赖傅里叶变换,建立与 Mallat 功能相同的算法,实行即位(in-place)运算,运算量减少约 30%,过程简单,实现整数集到整数集的变换,可以实现无损压缩。在有损压缩方面, Eckhorn 提出脉冲发放的连接和脉冲耦合神经网络的基本模型(PCNN,

Pulse Coupled Neural Network) (见文献 [8]:Ranganath H S, Kuntimad G. Iterative Segmentation Using Pulse Coupled Neural Networks[C]. Proc. SPIE, 1996, (2760): 543 ~ 554), 可以很好的对图像进行分割。以往 PCNN 分割, 再用正交基重建的图像编码压缩算法 (见文献 [9]: MA Yi-de, LI Lian, DAIRuo-lan. Automated image segmentation using PCNN and entropy of image[J]. Journal of China Institute of Communications, 2002, 29(3): 49-51), 效果好, 但重建时正交基的建立过程复杂。

发明内容

[0004] 本发明目的是针对现有技术存在的缺陷提供一种基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法。

[0005] 本发明为实现上述目的, 采用如下技术方案:

[0006] 本发明基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法, 其特征在于包括如下步骤: 预处理

[0007] 采用人工交互式差影分割方法进行医学图像分割, 再用差影法分割医学图像中感兴趣区域与非感兴趣区域并产生二值掩膜, 再将整幅医学图像和二值掩膜相乘得到差影, 从而将图片分成感兴趣区域与非感兴趣区域;

[0008] 有损压缩

[0009] 将非感兴趣区域经过 PCNN 分割区分像素灰度值不连续的点, 划分非感兴趣区域图像的不同区域; 根据实际需要设置灰度值相近范围, 相近像素点经过点火运算后进行游程编码;

[0010] 无损压缩

[0011] 将感兴趣区域经过提升整数 5/3 小波适应变换后进行哈弗曼编码;

[0012] 恢复

[0013] 将有损压缩后的非感兴趣区域和无损压缩后的感兴趣区域依次经过合并、线性插值恢复医学图像, 实现医学图像 ROI 压缩。

[0014] 优选地, 所述提升整数 5/3 小波适应变换方法如下:

[0015] 将低通综合滤波器 $h(z)$ 、高通综合滤波器 $g(z)$ 、低通分析滤波器 $\tilde{h}(z)$ 和高通分析滤波器 $\tilde{g}(z)$, 都分解成偶数和奇数两部分:

$$[0016] \quad h(z) = h_e(z^2) + z^{-1}h_o(z^2)$$

$$[0017] \quad g(z) = g_e(z^2) + z^{-1}g_o(z^2)$$

$$[0018] \quad (1)$$

$$[0019] \quad \tilde{h}(z) = \tilde{h}_e(z^2) + z^{-1}\tilde{h}_o(z^2)$$

$$[0020] \quad \tilde{g}(z) = \tilde{g}_e(z^2) + z^{-1}\tilde{g}_o(z^2)$$

[0021] 其中, 下标 e 偶系数多项式, 下标 o 表示奇系数多项式, 即

$$[0022] \quad h_e(z) = \sum_k h_{2k} z^{-k}, h_o(z) = \sum_k h_{2k+1} z^{-k} \quad (2)$$

[0023] 式中, h_{2k} 、 h_{2k+1} 分别为 $h_e(z)$ 和 $h_o(z)$ 按 z^{-1} 展开的偶数序号、奇数序号的系数。

$$[0024] \quad \text{而多项式定义为: } \mathbf{P}(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0025] 输入信号也同样进行奇偶分解,输出的低,高频分量的 z 变换表示分别为 $s_1(z)$, $d_1(z)$, 则分解过程为:

$$[0026] \quad \begin{bmatrix} s_1(z) \\ d_1(z) \end{bmatrix} = \mathbf{P}^T(z) \begin{bmatrix} x_e(z) \\ z^{-1}x_o(z) \end{bmatrix} \quad (4)$$

[0027] 下面通过分解 $\mathbf{P}(z)$ 达到提升格式:

$$[0028] \quad \text{由 } h_e(z^2) = \frac{h(z) + h(-z)}{2}, h_o(z^2) = \frac{h(z) - h(-z)}{2} z \quad (5)$$

$$[0029] \quad \text{推得 } \mathbf{P}(z^2)^T = \frac{1}{2} \mathbf{M}(z) \begin{bmatrix} 1 & z \\ 1 & -z \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$[0030] \quad \mathbf{P}(z^{-1})^T = \begin{bmatrix} h'_e(z^{-1}) & h'_o(z^{-1}) \\ g'_e(z^{-1}) & g'_o(z^{-1}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0031] 则理想重构条件 $\mathbf{P}(z)\mathbf{P}(z^{-1})^T = \mathbf{I}$, 当 (h, g) 构成互补滤波器对时, $\det \mathbf{P}(z) = 1$ (\det 表行列式), 做一次对偶提升后, 新多项式矩阵为:

$$[0032] \quad \mathbf{P}^{new}(z) = \mathbf{P}(z) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ t(z) & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$[0033] \quad \text{由 Euclid 算法, 得 } \begin{bmatrix} h_e(z) \\ h_o(z) \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^n \begin{bmatrix} q_i(z) & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$[0034] \quad \text{因此 } \mathbf{P}(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -s_i(z^{-1}) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -t_i(z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

[0035] \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 是常数, s_i ($i = 1, 2, L, m$, 为整数) 是预测提升步骤的滤波器, t_i 是更新提升步骤的滤波器, 即对应于 $\mathbf{P}(z)$ 正向的小波变换, 构成的小波变换包括: 分裂 (Split)、预测 (Predict) 更新 (Update) 和归一化 (Scaling) 4 个步骤:

[0036] ①分裂将原始信号序列 $x(n)$ 分裂成两个互不相交的偶数序号子集 $x_e(n)$ 和奇数序号子集 $x_o(n)$, 即惰性 (lazy) 分割方法:

$$[0037] \quad x(n) = \{x_e(n), x_o(n)\} \quad (11)$$

[0038] ②预测根据数据间的相关性, 用 $x_e(n)$ 预测出 $x_o(n)$, 具体方法是用相邻 2 个偶数的均值来作为它们之间的奇数预测值, 再用奇数位与预测值的差值去替代该奇数位, 表达式为:

$$[0039] \quad \hat{x}'_o(n) = x_o(n) - \frac{x_e(n-1) + x_e(n)}{2} \quad (12)$$

[0040] ③更新用 $x_o(n)$ 和 $s_i(z)$ 相乘再加上 $x_e(n)$ 来实现:

[0041] 具体的方法是用前一位奇数位的预测值和后一位偶数位值的和的四分之一作为调整的偏差度值, 再用该偶数位与偏差度值的差值去替代该偶数位, 表达式为:

$$[0042] \quad \hat{x}'_e(n) = x_e(n) - \frac{\hat{x}'_o(n-1) + x_e(n+1)}{4} \quad (13)$$

[0043] ④归一化实现系数统一变换, 即用输出的偶数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_2 , 奇数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_1 ;

[0044] 重复上述过程后, n 次分解后得到的 $\{\hat{x}'_e(n)\}$ 代表了信号的低频部分; $\{\hat{x}'_o(n)\}$ 代表了

信号的高频部分。

[0045] 优选地,所述 PCNN 分割方法如下:

[0046] PCNN 模型的神经元结构模型分为三部分:输入区是输入量 I_{ij} 和相邻神经元输出脉冲 Y_{ij} ;连接输入区是神经元的连接部分;脉冲产生区通过阈值调整产生脉冲 Y ;该模型各离散的数学变量迭代方程如下所示:

$$[0047] \quad F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F)F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (14)$$

$$[0048] \quad L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (15)$$

$$[0049] \quad U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (16)$$

$$[0050] \quad Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases} \quad (17)$$

$$[0051] \quad E_{ij}(n) = \exp(-\alpha_E)E_{ij}(n-1) + V_E \sum Y_{kl}(n-1) \quad (18)$$

[0052] (13) 式中 I_{ij} 是图像的像素矩阵在点 (i, j) 处的像素灰度值,即为神经元强制激发的外部激励, Y_{kl} 是相邻的神经元在点 (k, l) 处的输出, F_{ij} 是输入的线性相加结果, M_{ijkl} 是为反馈输入域中点 (i, j) 和点 (k, l) 的权值矩阵, α_F 是衰减时间常数, V_F 是反馈输入域中的放大系数;(14) 式中 L_{ij} 是连接输入区的耦合连接, α_L 和 V_L 分别是其衰减时间常数和放大系数, W_{ijkl} 是点 (i, j) 和点 (k, l) 的连接矩阵的权值矩阵;(15) 式中 U_{ij} 是内部活动项, β 是其连接系数, (16) 式中 E_{ij} 是激发脉冲的动态活动门限, (17) 式中 α_E 和 V_E 分别是其衰减时间常数和放大系数;

[0053] 通过阈值调整决定动态活动门限,对相邻区域灰度像素值相近的像素矩阵点产生脉冲,并标为 1,由 Y_{ij} 矩阵输出,从而区分像素灰度值不连续的点,划分图像不同区域,实现图像分割。

[0054] 优选地,当 $\alpha_F < \alpha_L < \alpha_E$ 时,PCNN 中每个神经元都处在一个 $n \times n$ 的正方形连接矩阵中心位置,一般 n 取 3,其连接权值取 $W = M$ 。

[0055] 本发明基于提升小波和 PCNN 的医学图像 ROI 压缩方法可以在保证良好压缩率的情况下达到病理区的无失真,实现简单。用差影法得到感兴趣区域图像,无需计算 ROI 掩膜和位置参数就能正确拼合,耗时低,实时性强,恢复效果好。可以通过对 PCNN 内部活动项的调整来决定非 ROI 失真度和压缩率,灵活的适应不同情况需要。满足了医学图像的传输质量和传输速度,保持了高效诊断和高效存储。随着硬件系统的提升,压缩的实时性会有更大的提高,会有更广泛的应用。

附图说明

[0056] 图 1:压缩算法整体流程图;

[0057] 图 2:ROI 示意图;

[0058] 图 3:脉冲耦合神经元模型图;

[0059] 图 4:感兴趣区域压缩前后对比图;

[0060] 图 5:非感兴趣区域压缩前后对比图;

[0061] 图 6:原图;

[0062] 图 7:整数提升小波无损压缩复原后的图;

[0063] 图 8 :本发明 β 为 0.3 压缩复原后的图 ;

[0064] 图 9 :本发明 β 为 3 压缩复原后的图。

具体实施方式

[0065] 如图 1 所示,本方法整体上分为预处理过程,有损压缩过程,无损压缩过程,及恢复过程。在预处理过程中,对于感兴趣区域分割有自动和人工两种办法。自动分割是根据医学图像中病理区的灰度直方图的双峰特性,利用单或多阈值进行分割,但多阈值自动分割方法还不完备,比较耗时,而且和医生的判断有较大的差距。所以本文采用人工交互式差影分割方法进行图像分割,这种方法是由医生用鼠标圈出感兴趣的病理区(如图 2 所示),再用差影法将感兴趣区域与非感兴趣区域分开,差影法是指用鼠标选取感兴趣区域后产生二值掩膜,再将整幅医学图片和二值掩膜相乘,取其差影,从而将图片分成感兴趣区域与非感兴趣区域,就可分别对其进行压缩了。

[0066] 第一代小波变换过程,在子带变换编码的分解和重构中,分解是将输入信号 $x(n)$ 分别通过高通 $g(z)$ 和低通 $h(z)$ 两个分析滤波器,作 2 倍下采样,得到信号的高频和低频系数,重建是将高频和低频系数先作 2 倍上采样,再分别通过高通 $g(z)$ 和低通 $h(z)$ 两个综合滤波器。构成上述滤波器组的完全重构条件为:

$$[0067] \quad h(z)h(z^{-1}) + g(z)g(z^{-1}) = 2,$$

$$[0068] \quad h(z)h(-z^{-1}) + g(z)g(-z^{-1}) = 0 \quad (1)$$

[0069] 式 (1) 以多项式矩阵形式表示为

$$[0070] \quad \mathbf{M}(z)\mathbf{M}(z^{-1}) = 2\mathbf{I} \quad (2)$$

[0071] 式 (2) 中定义调幅矩阵 $\mathbf{M}(z)$ 为

$$[0072] \quad \mathbf{M}(z) = \begin{bmatrix} h(z) & h(-z) \\ g(z) & g(-z) \end{bmatrix} \quad (3)$$

[0073] $\mathbf{M}^*(z)$ 为 $\mathbf{M}(z)$ 的对偶调幅矩阵。

[0074] 这样变换后小波系数是浮点型的,量化后再重建肯定会有失真,不能用于无损压缩,而且效率低下,但是如果上采样在滤波器组之前,效率将被提高。其基本原理是将小波滤波器的多项式矩阵分解为一系列的上三角矩阵、下三角矩阵和一个常数的对角矩阵,使得小波变换通过这些矩阵相乘来实现。

[0075] 该提升方法将滤波器 $h(z)$ 、 $g(z)$ 、 $h(z)$ 和 $g(z)$, 都分解成偶数和奇数两部分:

$$[0076] \quad h(z) = h_e(z^2) + z^{-1}h_o(z^2) \quad (4)$$

[0077] 其中, $h_e(z)$ 是偶系数多项式, $h_o(z)$ 是奇系数多项式,即

$$[0078] \quad h_e(z) = \sum_k h_{2k}z^{-k}, h_o(z) = \sum_k h_{2k+1}z^{-k} \quad (5)$$

$$[0079] \quad \text{而多项式定义为: } \mathbf{P}(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix} \quad (6)$$

[0080] 输入信号也同样进行奇偶分解,输出的低,高频分量的 z 变换表示分别为 $s_1(z)$, $d_1(z)$, 则分解过程为

$$[0081] \quad \begin{bmatrix} s_1(z) \\ d_1(z) \end{bmatrix} = \mathbf{P}^T(z) \begin{bmatrix} x_e(z) \\ z^{-1}x_o(z) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0082] 下面通过分解 $\mathbf{P}(z)$ 达到提升格式：

$$[0083] \quad \text{由 } h_e(z^2) = \frac{h(z)+h(-z)}{2}, h_o(z^2) = \frac{h(z)-h(-z)}{2} z \quad (8)$$

$$[0084] \quad \text{推得 } \mathbf{P}(z^2)^T = \frac{1}{2} \mathbf{M}(z) \begin{bmatrix} 1 & z \\ 1 & -z \end{bmatrix} \quad (9)$$

[0085] 类似 $\mathbf{M}(z)$ 定义 $\mathbf{P}(z)$, 则 $\mathbf{P}(z)\mathbf{P}(z^{-1})^T = \mathbf{I}$, 当 (h, g) 构成互补滤波器对时, $\det \mathbf{P}(z) = 1$, 做一次对偶提升后, 新多项式矩阵为

$$[0086] \quad \mathbf{P}^{new}(z) = \mathbf{P}(z) \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ t(z) & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$[0087] \quad \text{由 Euclid 算法, 得 } \begin{bmatrix} h_e(z) \\ h_o(z) \end{bmatrix} = \prod_{i=1}^n \begin{bmatrix} q_i(z) & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$[0088] \quad \text{因此 } \mathbf{P}(z) = \prod_{i=1}^m \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -s_i(z^{-1}) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -t_i(z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{K}_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

[0089] \mathbf{K}_1 和 \mathbf{K}_2 是常数, s_i 是预测提升步骤的滤波器, t_i 是更新提升步骤的滤波器, 即对应于 $\mathbf{P}(z)$ 正向的小波变换, 构成的小波变换包括: 分裂 (Split)、预测 (Predict) 更新 (Update) 和归一化 (Scaling) 4 个步骤。

[0090] ①分裂将原始信号序列 $x(n)$ 分裂成两个互不相交的偶数序号子集 $x_e(n)$ 和奇数序号子集 $x_o(n)$, 即惰性 (lazy) 分割方法。

$$[0091] \quad x(n) = \{x_e(n), x_o(n)\} \quad (13)$$

[0092] ②预测根据数据间的相关性, 可以用 $x_e(n)$ 预测出 $x_o(n)$, 即用 $x_e(n)$ 和 $t_i(z)$ 相乘再加上 $x_o(n)$ 来实现。

[0093] 具体方法是用相邻 2 个偶数的均值来作为它们之间的奇数预测值, 再用奇数位与预测值的差值去替代该奇数位, 这种差值反映了二者的逼近度, 预测越合理, 包含的信息量就比原始的信息量少更多, 表达式为:

$$[0094] \quad \hat{x}_o(n) = x_o(n) - \frac{x_e(n-1) + x_e(n)}{2} \quad (14)$$

[0095] ③更新在上述两个过程的步骤后, 产生的系数子集一般不能保持原图像中的某些整体特性的一致性, 因此, 要采用更新过程, 即用 $x_o(n)$ 和 $s_i(z)$ 相乘再加上 $x_e(n)$ 来实现。

[0096] 具体的方法是用前一位奇数位的预测值和后一位偶数位值的和的四分之一作为调整的偏差度值, 再用该偶数位与偏差度值的差值去替代该偶数位, 以使得其保持原有数据集的整体特性, 表达式为:

$$[0097] \quad \hat{x}_e(n) = x_e(n) - \frac{\hat{x}_o(n-1) + x_e(n+1)}{4} \quad (15)$$

[0098] ④归一化实现系数统一变换, 即用输出的偶数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_2 , 奇数部分乘以尺度因子 \mathbf{K}_1 。

[0099] 重复上述过程后, n 次分解后得到的 $\{\hat{x}_e(n)\}$ 代表了信号的低频部分; $\{\hat{x}_o(n)\}$ 代表了

信号的高频部分。

[0100] 重构时的提升步骤为其逆变换过程。本文选用的是5级整数5/3提升小波分解,在应用整数提升小波变换后,对影像本身的像素值进行了变换,并保持了变换前后的整数的一致性,逆变换过程能可以完全恢复出分解前的像素值,可以实现感兴趣区域的无损压缩。

[0101] 在进行5次小波提升变换后,再利用哈夫曼编码对变换后的系数进行编码,可以很好的去除数据间的相关性,极大的减少了原始图像的信息量。

[0102] 哈夫曼编码根据数据出现的概率来构造平均长度最短的变长来编码,是哈夫曼树的一个应用,具体过程为:

[0103] ①将小波变换后的系数按出现的概率递减顺序排列。

[0104] ②将最小的2个概率组合相加,求出和值再与剩下的概率一起重复此过程,一直按概率递减排列,将概率大的放在上面,直到概率为1为止。

[0105] ③对每一对组合进行码字分配,若较大的编码为1,则另一个编为0,反向分配也可以。

[0106] ④对每个系数从右到左排列,分配码字序列,得到变长哈夫曼编码。

[0107] 哈夫曼编码的生成并不是压缩过程,为了实现压缩,对于产生代码的符号,必须依照生成的代码对其进行变换或映射。哈夫曼方法利用最大值和最小值之间的单位宽度直方图对输入矩阵进行编码。解码重建时只要利用最小值和直方图,替代保留的哈夫曼码本身,从而可以很好的减少其信息量。

[0108] PCNN模型的神经元结构如图3所示。它是单层的模型,不需训练过程,利用神经元特有的线性相加,非线性相乘调制耦合可用于图像分割和目标分类等。

[0109] 该结构模型分为三部分:输入区是输入量 I_{ij} 和相邻神经元输出脉冲 Y_{ij} ;连接输入区是神经元的连接部分;脉冲产生区通过阈值调整产生脉冲 Y 。该模型各离散的数学变量迭代方程如下所示:

$$[0110] \quad F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F)F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (16)$$

$$[0111] \quad L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (17)$$

$$[0112] \quad U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (18)$$

$$[0113] \quad Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases} \quad (19)$$

$$[0114] \quad E_{ij}(n) = \exp(-\alpha_E)E_{ij}(n-1) + V_E \sum_{kl} Y_{kl}(n-1) \quad (20)$$

[0115] (16)式中 I_{ij} 是图像的像素矩阵在点 (i, j) 处的像素灰度值,即为神经元强制激发的外部激励, Y_{kl} 是相邻的神经元在点 (k, l) 处的输出, F_{ij} 是输入的线性相加结果, M_{ijkl} 是为反馈输入域中点 (i, j) 和点 (k, l) 的权值矩阵, α_F 是衰减时间常数, V_F 是反馈输入域中的放大系数;(17)式中 L_{ij} 是连接输入区的耦合连接, α_L 和 V_L 分别是其衰减时间常数和放大系数, W_{ijkl} 是点 (i, j) 和点 (k, l) 的连接矩阵的权值矩阵;(18)式中 U_{ij} 是内部活动项, β 是其连接系数,(19)式中 E_{ij} 是激发脉冲的动态活动门限,(20)式中 α_E 和 V_E 分别是其衰减时间常数和放大系数。

[0116] 当 $\alpha_F < \alpha_L < \alpha_E$ 时,PCNN中每个神经元都处在一个 $n \times n$ 的连接矩阵中心位置,一般为 3×3 或 5×5 ,其连接权值有很多种选择,一般取 $W = M$ 。

[0117] 通过阈值调整决定动态活动门限,对相邻区域灰度像素值相近的像素矩阵点产生脉冲,并标为 1,由 Y_{ij} 矩阵输出,从而区分像素灰度值不连续的点,划分图像不同区域,实现图像分割。

[0118] 游程编码是熵编码的一种,编码的思路相对简单,主要是指将一串连续的相同的数用其值和其串长来表示。用在图像上就是把同一行的连续灰度值相同的像素点用其像素值和连续长度表示,其长度就是游程。例如,某一行有一串连续的 A 个像素点具有相同的灰度 B,则游程编码后,用 (B, A) 这样两个数来表示 A 个像素点的值。

[0119] 游程编码具有编码简单,编码后易于存储,编解码速度快,对于实时应用很适合的优点。单用游程编码对图像进行压缩的话就是无损压缩。

[0120] 但是游程编码直接用于多灰度图像的压缩效果并不佳,灰度值变化明显的图片也不适用,最差的情况是每点的灰度值都与周围的不同,这样压缩后存储空间不但不会减小反而增加。对于背景区连续色块较多的区域,比如用于超声图片的大面积黑色背景区域效果很好。一般情况下游程编码都和别的编码方法一起混合使用。

[0121] 多灰度图像中直接应用游程编码的效果不好,这是游程编码本身的因素决定的。对于像超声医学图像背景区这样灰度变化不明显的区域,其细节对于医学诊治的用处不大,但要保留其完整性对病理判断起到位置参照作用,我们可以适当的将其灰度值相近的像素点变成灰度值相同的点,这样就可以很好的应用游程编码了。

[0122] PCNN 用在图像分割上有很好的效果,可以把灰度值相近的区域很好的分割出来。灰度值相近且相邻的像素点,通过 PCNN,会产生同一脉冲,其余的点不产生脉冲。这样通过阈值调整,我们可以控制产生脉冲的像素点的灰度值变化范围,从而可以控制之后有损压缩的失真度。PCNN 处理后产生的脉冲就是一个二值掩膜矩阵,灰度值相似相邻的像素点对应的位置是 1,其余是 0。再编程实现点火过程,将这个产生的二值矩阵中每行连续为 1 的位置对应的像素点取平均灰度值再赋回去替代原像素点的值。这样再进行游程编码时,相同的值就会大大增多,压缩率也会大幅度提高,游程编码就可以很好的应用,而且失真度通过 PCNN 中阈值调整可以很方便的控制。

[0123] 实验所用的膀胱肿瘤图像来源于丁香园网站 (<http://www.dxy.cn/cms>),在 Matlab7.1, windows XP, 1G 内存环境下编程实现的,感兴趣区域选择后,先对感兴趣区域进行无损压缩,压缩前后对比如图 4 所示。

[0124] 感兴趣区域压缩前如图 4(a) 所示,压缩后如图 4(b) 所示,从图中我们可以看出选择的病理区(膀胱肿瘤)没有任何细节上的失真。感兴趣区域无损压缩可以压缩到原始图像的 70.13%。实验证明,提升方案的小波变换算法计算时间比 Mallat 算法减半。

[0125] 再对非感兴趣区域进行压缩,压缩前后对比如图 5 所示。

[0126] 非感兴趣区域压缩前如图 5(a) 所示,通过对 PCNN 内部活动项的连接系数 β 的调整可以控制压缩失真度和压缩率, β 为 0.3 时得到图 5(b) 所示的压缩后复原效果; β 为 3 时得到图 5(c) 所示的压缩后复原效果。而通过对比我们可以发现压缩率越高细节失真度越大,但其不是病理区,不会影响医生的诊断,其存在只是给病理区的一个位置定位。

[0127] 原始图片如图 6 所示,整数提升小波无损压缩复原后如图 7 所示,本发明方法感兴趣区域和非感兴趣区域合并消除界限后, β 为 0.3 时复原后如图 8 所示, β 为 3 时复原后如图 9 所示。

[0128] 各种方法的峰值信噪比 PSNR 如表 1 所示：

[0129] 表 1 各种方法的 PSNR 比较

[0130]

方法	压缩率	PSNR/dB		
		ROI 区	非 ROI 区	整幅图像
整数提升小波	70.13%	—	—	42.72
本发明方法(β 为 0.3)	37.56%	42.74	30.16	38.52
本发明文方法(β 为 3)	28.45%	42.74	26.85	36.19

[0131] 通过比较我们可以发现整数提升小波无损压缩复原后完全没有失真,信噪比很高,但其压缩率不好,只有 70.13%。在本发明方法中,虽然其信噪比没有无损压缩高,但只是非感兴趣区域有失真,在 β 为 0.3 时可以获得 37.56% 的压缩率, β 为 3 时可以达到 28.45% 的良好压缩率,重要的感兴趣区域没有失真,用不重要的非感兴趣区域的失真来得到良好的压缩率。

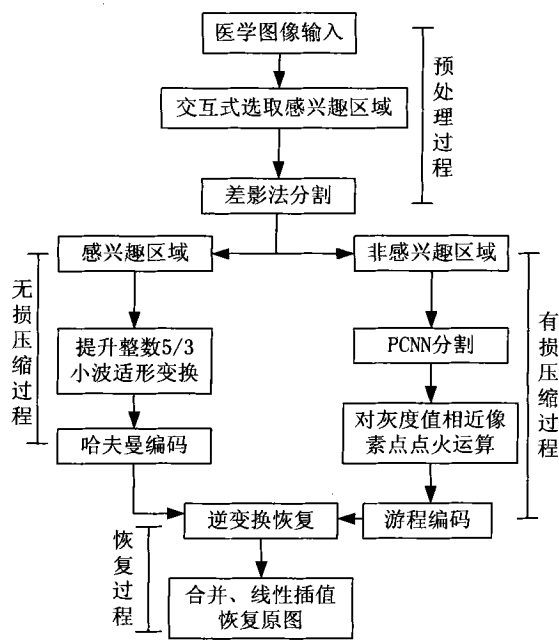


图 1

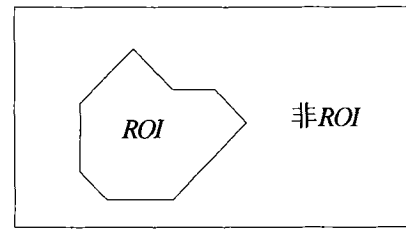


图 2

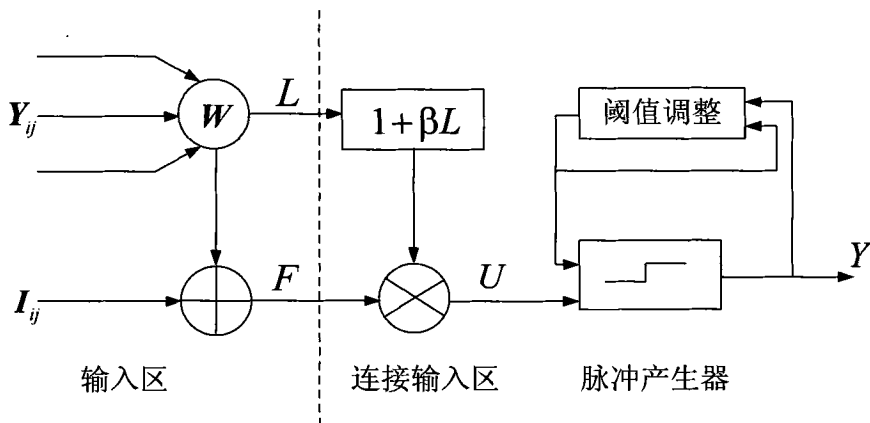


图 3



图 4

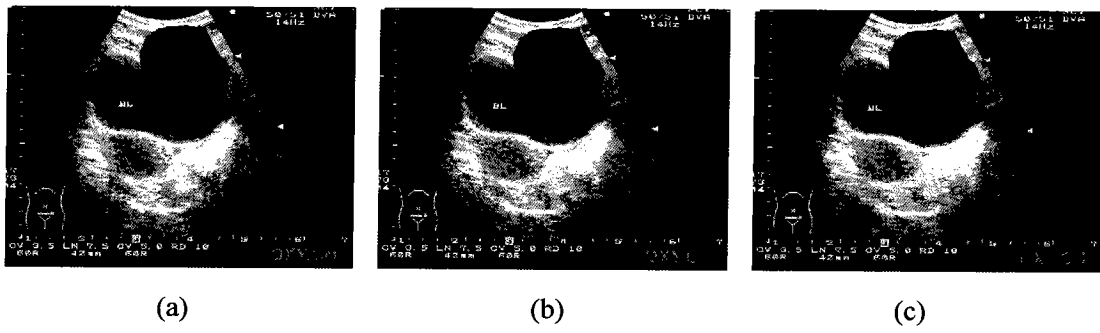
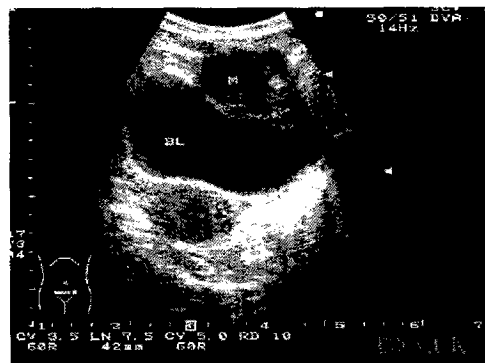
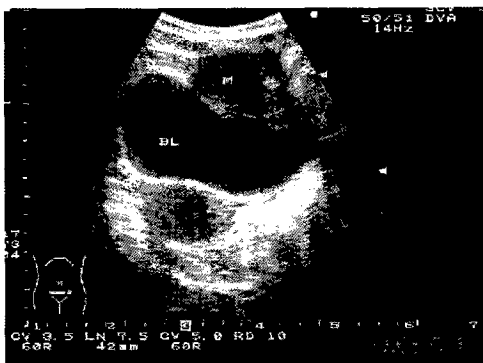


图 5



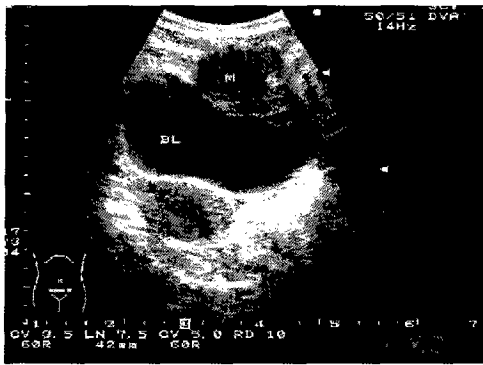


图 8

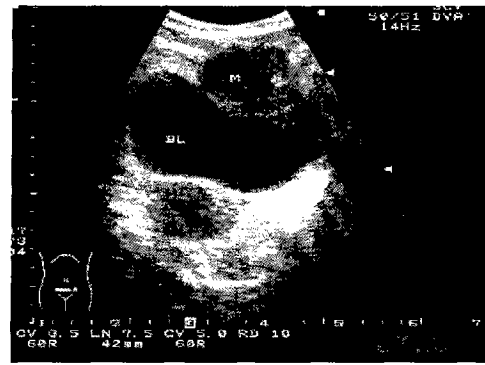


图 9