

超声微泡的研究

[Microbubbles used for contrast enhanced ultrasound and theragnosis: a review of principles to applications](#)

[一、基础知识和算法列表](#)

[Point Spread Function \(PSF\)](#)

[NLM 时空非局部均值滤波 \(Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering\)](#)

[匈牙利算法](#)

[SVD算法](#)

[Filter过滤器算法列表](#)

[Localization 算法列表](#)

[Gaussian fitting高斯拟合](#)

[Weighted Average Based](#)

[Lanczos插值算法](#)

[Spline based interpolation插值](#)

[Linear based interpolation线性插值](#)

[Cubic based interpolation立方基插值](#)

[Radial symmetry径向对称性](#)

[RF-based射频信号分析算法](#)

[Tracking算法列表](#)

[三、Tracking Papers](#)

[1. Context-aware deep learning enables high-efficacy localization of high concentration microbubbles for super-resolution ultrasound localization microscopy](#)

[Open Platform for Ultrasound Localization Microscopy: Performance Assessment of Localization Algorithms.](#)

[Improved Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging with Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering and Bipartite Graph-Based Microbubble Tracking](#)

[Kalman Filter–Based Microbubble Tracking for Robust Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging](#)

[Ultrasound super-resolution imaging with a hierarchical Kalman tracker](#)

[Robust Super-Resolution Ultrasound Microbubble Tracking with Optical Flow Guided Kalman Filter](#)

[Analytic Optimization-Based Microbubble Tracking in Ultrasound Super-Resolution Microscopy](#)

[Evaluation of bubble tracking algorithms for super-resolution imaging of microvessels](#)

[Super resolution ultrasound imaging Using deep learning based micro-bubbles localization](#)

[Short Acquisition Time Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging via Microbubble Separation](#)

[Robust microbubble tracking for super resolution imaging in ultrasound](#)

[11. Improved Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging with Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering and Bipartite Graph-Based Microbubble Tracking](#)

[匈牙利算法](#)

[NLM](#)

[传统二维空间平滑滤波器算法](#)

[12. Super-Resolution Ultrasound Microbubble Tracking via Joint Probabilistic Data](#)

[Association Filter](#)

[A Low-Cost Software-Defined Ultrasound System Capable of High-Speed Ultrasound Bubble Tracking](#)

[与基于匈牙利算法的跟踪方法和基于互相关的局部微泡跟踪方法的比较](#)

[In Vivo Acoustic Super-Resolution and Super-Resolved Velocity Mapping Using Microbubbles](#)

[Microbubble Identification Based on Decision Theory for Ultrasound Localization Microscopy](#)

[In vivo rat brain for Ultrasound Localization Microscopy: raw and beamformed data](#)

[附录、相关科研研究人员](#)

[Pengfei Song](#)

[Iman Taghavi](#)

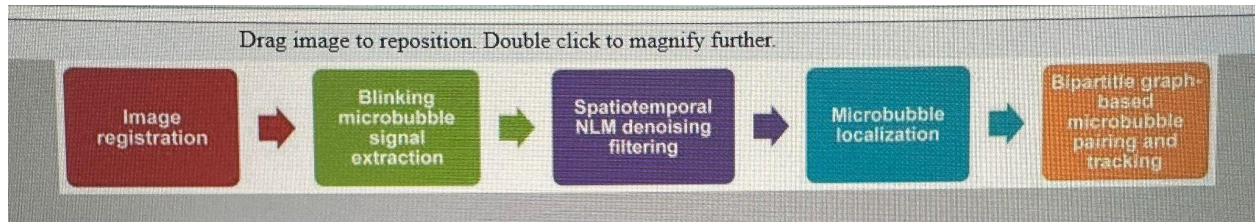
[Su-Lan Pu](#)

[Stefanie Dencks](#)

[五、拓展信息](#)

[IQ数据简介:I/Q Data](#)

FLT=Filter + Localization + Tracking



Signal Extraction

<https://hal.science/hal-00881468/document>

背景知识

IQ files: 同向正交

Ultrasound images were stored as in-phase quadrature (IQ) datasets of 1,600 frames each for analysis in MATLAB.

在超声成像和信号处理中，**In-phase and Quadrature (IQ)** 数据是一种常见的数据表现形式，它通过在相位和正交通道中分别捕捉信号来提供关于信号的详尽信息。

IQ 数据的定义和组成

- **In-phase (I)**: 代表信号与参考信号同相位的成分。
- **Quadrature (Q)**: 代表信号与参考信号正交相位(相差90度)的成分。

IQ 数据在超声中的应用

在超声成像特别是微泡成像中，IQ 数据被用来捕获从微泡反射回来的超声波信号。这种数据表现形式对于：

- **信号的复数表示**: IQ 数据形成复数信号，其中I是实部，Q是虚部。这种复数格式允许信号进行更加复杂和精确的数学处理，例如用于多普勒频移分析、谐波成像以及超声定位显微成像等。
- **提高信号处理灵活性**: 通过处理IQ数据，可以获得关于物体或微泡运动的更多信息，如速度、方向和散射特性。
- **改善图像质量**: 通过分析IQ数据，可以更好地区分微泡与周围组织，增强图像的对比度和分辨率。

IQ 数据的处理

- **相位解包**: 由于IQ数据提供了信号的相位信息，通过对IQ数据进行相位解包处理，可以得到连续的相位变化，这在多普勒超声和超声弹性成像中尤为重要。
- **频域分析**: IQ数据也可转换到频域进行分析，用于识别信号的频率成分，这对于分

析微泡的谐波行为特别有用。

- **复数解析**: 将I和Q作为复数处理可以直接应用在各种信号处理算法中, 如滤波、噪声抑制和信号增强。

总之, IQ数据在超声微泡分析中扮演了至关重要的角色, 通过提供详细的信号相位和振幅信息, 大大提升了超声技术在临床和研究领域中的应用价值和效果。

算法演示

在超声显微成像中, IQ数据分析常用于从复杂的信号中提取有用的信息, 如微泡的位置、速度及其他特性。一个具体的分析算法是**自适应信号处理技术**, 该技术利用IQ数据对微泡的运动和响应进行精确追踪和分析。下面, 我将详细讲解使用**相位解包**和**频域分析**对IQ数据进行处理步骤。

相位解包算法

相位解包是处理IQ数据的一种常用方法, 用于获取连续的相位信息, 从而分析微泡的动态行为。

算法步骤:

1. **提取相位**: 首先从IQ数据中提取出相位信息。相位由以下公式计算:

$$\text{Phase} = \arctan2(Q, I)$$

其中, $\arctan2$ 是四象限反正切函数, 可以根据I和Q的符号返回正确的角度值。

2. **相位解包**: 相位数据是在 $[-\pi, \pi]$ 范围内的, 因此需要进行解包以获得连续的相位变化。解包过程中, 需要检测相位跳变, 如果相邻两个相位之间的差异大于 π , 就进行调整, 以消除周期性的跳变。

3. **微泡运动分析**: 通过分析解包后的相位变化, 可以推断出微泡的运动特性。例如, 相位的时间导数可以用来估计微泡的速度。

频域分析算法

频域分析是另一种IQ数据处理方法, 通过分析频率成分来获取微泡的谐波响应。

算法步骤:

1. **傅里叶变换**: 将时间域的IQ数据转换到频域, 使用快速傅里叶变换 (FFT):

$$\text{FFT}(IQ) = \text{FFT}(I + jQ)$$

j

其中, j 是虚数单位。

2. **频率分析**: 在频域中, 可以直观地观察到微泡的基频和各个谐波成分。通过分析这些频率成分的幅度和相位, 可以得到微泡的非线性特性和相应的动态行为。

3. **滤波**: 如果需要特别关注某些频率(如基频或次谐波), 可以使用带通滤波器来提取这些特定的频率成分, 以便进一步分析。

4. **反傅里叶变换**: 对感兴趣的频率成分进行处理后, 可以使用反傅里叶变换将数据转换回时间域, 以便进行时间序列分析。

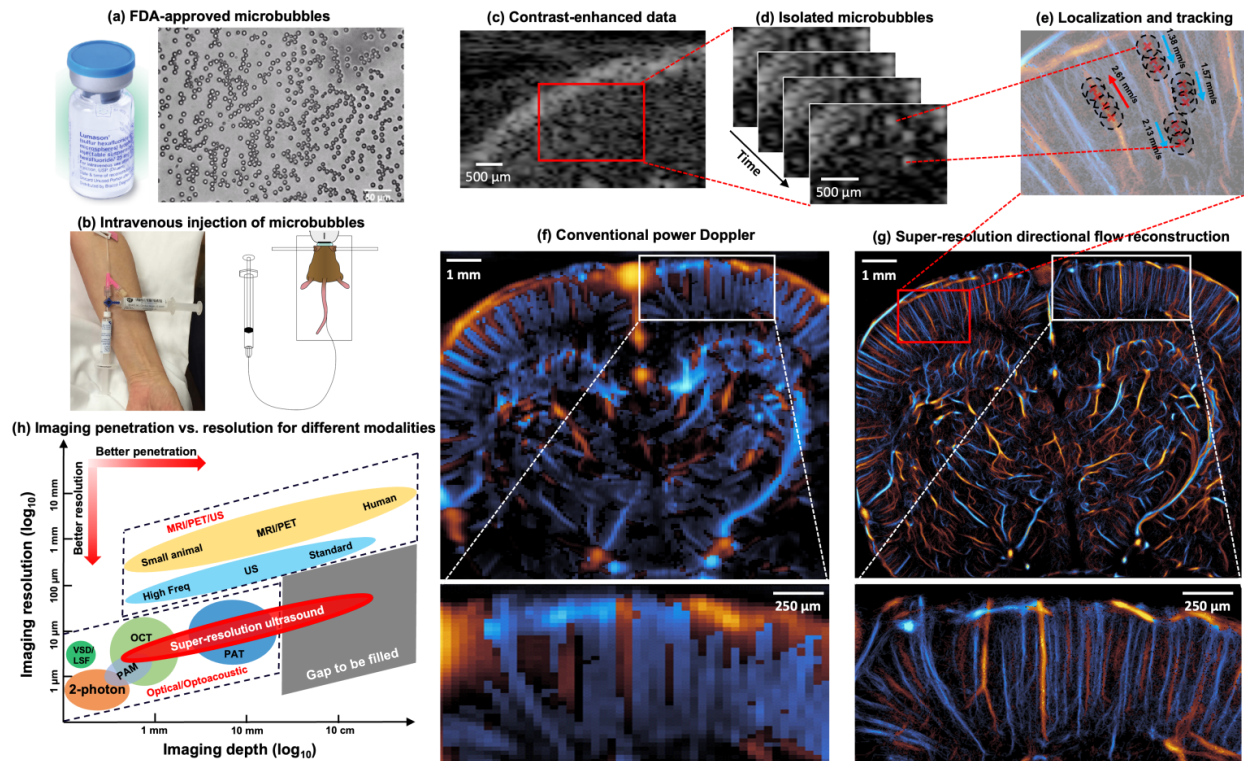
应用实例

在实际应用中, 例如在心脏病诊断中, 可以利用上述算法对心脏区域注射的微泡进行分析, 从而评估心脏组织的灌注情况 and 功能状态。通过精确地追踪微泡的运动和响应, 医生可以获得有关心脏血流动力学的重要信息, 这对于疾病的早期诊断和治疗计划的制定至关重要。

通过这些方法的综合应用, IQ数据分析为超声显微成像提供了一种强大的工具, 可以大大提高诊断的准确性和临床的应用价值。



<https://songp.ece.illinois.edu/research/super-resolution-imaging/>



Microbubbles used for contrast enhanced ultrasound and theragnosis: a review of principles to applications

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6208473>

一、基础知识和算法列表

Point Spread Function (PSF)

点扩散函数(Point Spread Function, PSF)是一种用于描述成像系统对点源响应的函数。在光学和成像领域, PSF表征了系统对理想点光源的影像, 即实际成像中一个点光源会如何被展宽和模糊。PSF通常呈现为中心亮、边缘暗的光斑形状, 通过分析PSF, 可以理解和改进成像系统的性能, 如提高分辨率和对比度。PSF在天文观测、显微成像和计算机视觉等多个领域都有着重要应用。

NLM 时空非局部均值滤波(Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering)

是一种图像处理技术, 用于改善医学成像中的图像质量。它通过分析图像序列中每个像素点的时间和空间邻域, 来寻找相似的图像块, 然后用这些相似块的均值来替代原始像素值。这种方法能够有效地去除噪声, 同时保持图像细节, 尤其是在动态成像中更为有效。这种技术在超声血管成像中特别有用, 可以帮助更清晰地观察到微血管结构。

匈牙利算法

匈牙利算法是一种用于解决分配问题的经典算法, 特别适用于任务分配和资源最优匹配中。这种算法的核心思想是在一个权重矩阵中找到一个最大(或最小)权重匹配的集合, 其中每一行和每一列只能选择一个元素。算法通过重复调整

行和列的权重，直至找到全局最优解。匈牙利算法因其高效性和实用性，在图像追踪、调度系统等多个领域得到广泛应用。

假设有四个工作和四名员工，每个员工完成每个工作的成本不同，目标是将工作分配给员工以使总成本最小。成本矩阵如下：

员工\工作	工作1	工作2	工作3	工作4
员工A	4	2	3	7
员工B	2	3	4	8
员工C	5	6	2	1
员工D	2	1	5	3

匈牙利算法首先从每行中减去该行的最小值，然后从每列中减去新的列最小值，以形成新的成本矩阵。接着算法尝试找到一个覆盖所有零的最小行和列组合，如果不能覆盖，则调整矩阵直至可以找到全局最小成本的完美匹配。通过这种方式，可以有效地将工作以最低成本分配给员工。

匈牙利算法也被称为**Kuhn-Munkres**算法或**Munkres**分配算法。这些名称来源于它的发展者**Harold Kuhn**和**James Munkres**，他们在研究和改进这一算法时做出了重要贡献。

二分图算法主要用于解决图论中的匹配问题，特别是在模型中分析和连接两组不同类型的节点。一个二分图由两组节点组成，图中的每条边都连接着两组中的一个节点。常见的二分图算法包括最大匹配算法，如匈牙利算法和**Hopcroft-Karp**算法。这些算法可以有效地找到一组边，使得尽可能多的节点被独立地连接起来，无一节点被多条边连接，从而实现最优或近似最优的匹配效果。

SVD算法

奇异值分解(SVD, Singular Value Decomposition)是线性代数中一种重要的矩阵分解技术,可以用于矩阵降维、去噪、数据压缩等广泛的应用场景。SVD尤其在图像处理和信号分析中有着重要的应用。以下是 SVD 算法的详细讲解:

1. 奇异值分解的定义

对于一个给定的矩阵 (A) (大小为 $(m \times n)$), SVD 将其分解为三个矩阵的乘积:

$$A = U \Sigma V^T$$

- (U) : 是一个 $(m \times m)$ 的正交矩阵, 称为左奇异向量矩阵。其列向量是矩阵 (A) 的左奇异向量。

- (Σ) : 是一个 $(m \times n)$ 的对角矩阵, 称为奇异值矩阵。对角线上的元素称为奇异值, 这些奇异值是矩阵 (A) 的特征。

- (V) : 是一个 $(n \times n)$ 的正交矩阵, 称为右奇异向量矩阵。其列向量是矩阵 (A) 的右奇异向量。

2. 奇异值分解的几何意义

- 奇异值 (σ_i) : 奇异值表示了矩阵 (A) 在特定方向上的伸缩程度, 通常按降序排列, 较大的奇异值对应于数据的主要特征, 较小的奇异值则与噪声等次要信息相关。

- 左奇异向量和右奇异向量: 左奇异向量 (U) 描述了原数据空间中的特征方向, 右奇异向量 (V) 则描述了目标空间中的特征方向。

3. 奇异值分解的步骤

1. 构建矩阵 (A) :

- 设 (A) 是一个 $(m \times n)$ 的矩阵, 可以是任意的数据矩阵。例如, 在图像处理中, (A) 可以是图像的灰度值矩阵。

2. 计算 (AA^T) 和 (A^TA) :

- 计算 (AA^T) 和 (A^TA) 的特征值和特征向量。
- (U) 是 (AA^T) 的特征向量矩阵, (V) 是 (A^TA) 的特征向量矩阵。

- 奇异值 σ_i 是 $(A A^T)$ 或 $(A^T A)$ 的特征值的平方根。

3. 构建矩阵 Σ :

- Σ 是一个对角矩阵, 包含 A 的奇异值。对角线元素按照从大到小的顺序排列。

4. 构造矩阵 U 、 Σ 、 V :

- 使用特征向量和奇异值, 最终得到矩阵 U 、 Σ 、 V^T , 使得 $A = U \Sigma V^T$ 。

4. 奇异值分解的应用

1. 降维 (Dimensionality Reduction):

- 在数据分析和机器学习中, **SVD** 可用于降低数据的维数, 从而减少计算复杂性。例如, 通过保留最大的几个奇异值及其对应的奇异向量, 可以得到数据的主特征, 同时去掉次要的特征和噪声。

- 在 A 的奇异值矩阵中, 通常保留最大的 k 个奇异值和对应的 U 、 V 列向量, 得到近似矩阵:

$$A_k = U_k \Sigma_k V_k^T$$

这样可以实现数据的有效降维。

2. 信号去噪 (Noise Reduction):

- 在图像和信号处理中, **SVD** 可用于去噪。图像中的噪声通常与较小的奇异值有关, 通过舍弃较小的奇异值及其对应的奇异向量, 可以保留主要的图像信息, 去除噪声。

- 例如, 将奇异值矩阵中的小奇异值置零, 然后重构矩阵, 可以实现对噪声的抑制。

3. 伪逆计算 (Moore-Penrose Pseudoinverse):

- 对于一个非方阵或者不可逆矩阵 A , 可以使用 **SVD** 计算其伪逆 A^+ 。伪逆可用于求解线性方程组的最小二乘解:

$$A^+ = V \Sigma^+ U^T$$

其中 Σ^+ 是由矩阵 Σ 的倒数组成的对角矩阵。

4. 主成分分析(PCA, Principal Component Analysis) :

- **SVD** 是主成分分析的核心工具。通过对数据矩阵进行 **SVD**, 可以得到数据的主要成分, 识别出数据中的最重要的特征方向。

5. 在超声成像中的应用

在超声成像中, **SVD** 常用于滤除组织杂波和提取血流信号, 特别是在超分辨率微血管成像中, **SVD** 可以帮助去除静态组织信号, 从而更好地提取动态微泡信号。具体来说:

- 分解超声数据矩阵: 首先将超声信号按时间帧展开形成数据矩阵。
- 奇异值排序与选择: 对该矩阵进行 **SVD**, 得到奇异值和相应的特征向量, 将较大的奇异值和其对应的特征向量视为组织信号, 将较小的奇异值视为噪声或无关信号。
- 重构数据: 通过只保留感兴趣的奇异值来重构数据, 以实现对手血流信号的提取和噪声的去除。

6. 优缺点

- 优点:
 - **SVD** 是一种强大的分解工具, 可以在许多数据处理中有效地分离重要信息和噪声。
 - 能够处理非方阵, 适用范围广泛, 适用于各种矩阵分解应用。
- 缺点:
 - 计算复杂度较高, 对于大型矩阵, 计算 **SVD** 可能非常耗时。
 - 需要对奇异值进行手动选择, 可能需要先验知识以确定哪些奇异值代表噪声。

总结来说, **SVD** 是一种强大的工具, 在信号分析、图像处理、降维等领域有着广泛应用。它通过将数据矩阵分解为奇异值和特征向量的形式, 能够实现对信号的降噪、压缩以及特征提取, 特别适合于需要从复杂背景中分离出有用信息的应用场景, 例如超声微血管成像中的血流信号提取。

Filter过滤器算法列表

在超声微泡成像技术中, 过滤器(filter)主要用于去除背景噪声、增强微泡的对比信号, 从而提高成像质量和灵敏度。常用的过滤器算法主要包括以下几种:

1. **高通滤波 (High-pass Filtering) **

- 通过去除低频成分(通常与组织信号相关), 保留微泡的高频成分, 常用于去除背景组织噪声, 增强微泡信号。

2. **低通滤波 (Low-pass Filtering) **

- 用于去除高频噪声, 保留低频的微泡信号, 适合于增强低频的微泡回波。

3. **带通滤波 (Band-pass Filtering) **

- 结合高通和低通滤波的特性, 仅保留特定频率范围的信号, 有助于隔离微泡信号特有的频率分量, 去除其他频率的干扰。

4. **时域滤波 (Temporal Filtering) **

- 利用微泡信号在时间上的特性, 通过对多个连续帧进行滤波(如时间平均或递归滤波), 去除时间上稳定的背景噪声, 增强微泡的动态信号。
- 常用的时域滤波方法有均值滤波、递归滤波和时间加权滤波。

5. **谐波滤波 (Harmonic Filtering) **

- 在对比增强超声中, 微泡产生非线性谐波信号, 谐波滤波用于提取这些非线性谐波成分, 从而有效抑制线性背景组织的干扰。

6. **奇偶帧减法滤波 (Pulse Inversion Filtering) **

- 通过对正相和反相的超声脉冲信号进行加减运算, 利用微泡的非线性特性来去除组织信号, 增强微泡对比。

7. **自适应滤波 (Adaptive Filtering) **

- 根据微泡信号和组织背景的特性, 动态调整滤波参数, 以最大化信号对比度和噪声抑制。
- 常用的方法有卡尔曼滤波(Kalman Filter)和维纳滤波(Wiener Filter)。

这些滤波算法在超声微泡成像中常常结合使用，以提高微泡成像的对比度和灵敏度，不同算法可以根据成像需求和具体场景进行选择 and 组合，达到最佳效果。

Localization 算法列表

https://www.researchgate.net/publication/375471687_Ultrasound_Microbubbles_Localization_Using_Object_Detection_Model

8种方法的对比

https://hal.science/hal-03965571v1/file/NBME-20-1220C_nomarking.pdf

Gaussian fitting 高斯拟合

超声微泡的高斯拟合 (Gaussian fitting) 算法主要用于分析和解释超声微泡成像数据，特别是在对微泡在体内行为和特性进行定量分析时。这种方法可以帮助确定微泡的大小分布、回声强度分布等重要参数。下面是高斯拟合算法的详细解释：

高斯模型简介

高斯函数 (也称为正态分布曲线) 是一种常见的钟形曲线，数学表达式为：

$$G(x) = A \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中， A 是曲线的峰值 (振幅)， μ 是曲线的中心位置 (均值)， σ 是曲线宽度的度量 (标准差)。

超声微泡数据中的应用

在超声微泡成像中，通过高斯拟合可以分析微泡的回声信号强度分布。例如，对从成像获得的回声信号强度进行统计分析时，可以使用高斯拟合来模拟回声信号的分布特性。

算法步骤

1. 数据收集: 首先，需要从超声成像系统获取微泡的回声信号数据，这些数据通常表现为强度与时间或空间的分布。
2. 选择模型: 根据数据的特点选择合适的高斯模型。对于简单场景，可能只需一个高斯模型；复杂场景可能需要多个高斯模型的叠加。
3. 参数初始化: 在开始拟合之前，对高斯模型的参数 (A, μ, σ) 进行初步估计。这些初值可以基于数据的物理意义或先前的经验进行选择。
4. 拟合过程:
 - 使用最小二乘法等数学方法来优化高斯模型的参数，以使模型预测的曲线与实际数据之间的差异最小。
 - 迭代调整参数直到满足收敛条件，通常是参数的变化低于某个阈值或达到预设的迭代次数。

5. 结果分析:

- 分析拟合后的高斯曲线参数, 如振幅 (A) 可反映最大回声强度, 均值 (μ) 可表示回声强度分布的中心位置, 标准差 (σ) 描述分布的宽度。
- 这些参数有助于理解微泡的动态行为、大小分布和集聚特性。

应用示例

在心脏或血管成像中, 通过分析微泡的回声强度分布, 可以评估血流速度、血管完整性和灌注情况。此外, 通过多峰高斯拟合, 可以区分不同大小或类型的微泡, 从而提供更多关于微血管功能的信息。

高斯拟合在超声微泡成像中是一个强大的工具, 能够提供微泡行为的深入分析, 并辅助临床诊断和治疗的优化。

Weighted Average Based

在超声微泡成像和分析中, 使用“Weighted Average Based”算法是一种处理和分析数据的方法, 特别适用于处理微泡的大小分布、浓度、以及它们在成像区域内的分布。这种算法通过计算加权平均值来提供对特定参数更加细致和有代表性的估计。下面详细解释这个算法:

算法的基本概念

“Weighted Average Based”算法的核心是为数据集中的每个元素分配一个权重, 这个权重反映了该元素在整体分析中的重要性或贡献度。在超声微泡分析中, 这种方法可以应用于:

- 微泡大小分布: 每个大小类别的微泡数量或体积可以作为权重, 计算整体样本的平均大小。
- 回声强度: 根据微泡产生的回声强度加权, 以得到更具代表性的平均回声特性。
- 空间分布: 对成像区域进行空间加权分析, 评估微泡在不同区域的集中程度。

算法步骤

1. 数据收集: 首先收集需要分析的数据, 例如微泡的大小、回声强度或它们在成像区域内的位置数据。

2. 权重确定:

- 确定每个数据点的权重。在不同的应用中, 权重的确定方式可能不同。例如, 如果是分析微泡大小, 权重可能是每个大小段微泡的数量或体积。
- 在处理回声信号时, 权重可以是每个信号点的强度或信号质量。

3. 加权平均计算:

- 对每个值和其对应的权重进行乘积, 然后求和。
- 将这个加权和除以所有权重的总和, 得到加权平均值:

$$\text{Weighted Average} = \frac{\sum (w_i \times x_i)}{\sum w_i}$$

\]

其中, (w_i) 是第 (i) 个数据点的权重, (x_i) 是第 (i) 个数据点的值。

4. 结果分析:

- 解释加权平均值, 理解其在实际应用中的意义。例如, 在微泡大小分析中, 加权平均大小可以帮助了解主导的微泡尺寸。
- 在回声强度分析中, 加权平均回声强度可以提供有关组织或血管灌注特性的信息。

应用实例

在心血管成像中, 通过计算不同区域微泡的加权平均回声强度, 可以评估心肌的血流灌注情况。在肿瘤治疗监测中, 分析微泡在肿瘤区域内的加权平均大小和密度, 可以帮助评估治疗效果或药物递送的效率。

这种算法因其能够提供更精确和有针对性的分析结果, 在超声微泡成像领域中非常有用, 尤其是在需要准确评估和解释复杂生物和医学数据时。

Lanczos插值算法

在超声微泡成像中, Lanczos插值法和高斯拟合算法是两种重要的图像处理和数据分析技术。这两种技术通常用于提高图像质量、增强特征识别能力, 以及对超声微泡成像数据进行更精确的定量分析。下面分别对这两种算法进行详细解释:

Lanczos插值算法

Lanczos插值是一种高质量的重采样技术, 常用于图像缩放。该方法使用称为Lanczos窗的有限脉冲响应滤波器来处理数据, 以实现更清晰的图像边缘和细节。

基本原理

- Lanczos函数: 该函数是一种sinc函数的变形, 定义为:

$$\text{sinc}(x) = \frac{\sin(\pi x)}{\pi x}$$

Lanczos窗函数利用sinc函数进行加权, 取其有限长度, 通常是原始数据点的一小部分, 称为“a”或“Lanczos kernel”。

实施步骤

1. 确定窗口大小: 选择适当的窗口大小“a”, 常见的值有2或3。这个参数决定了计算中考虑的相邻点的数量。
2. 计算权重: 对于每个新像素点, 根据其相对于原始数据点的位置, 使用Lanczos窗函数计算权重。
3. 重采样: 将计算得到的权重应用于原始数据点, 以生成新的像素点值。

Lanczos插值特别适合用于需要高保真重采样的应用, 如医学成像中微泡的大小和形状精确测量。

高斯拟合算法

高斯拟合是一种统计算法,用于将数据拟合到高斯模型(正态分布曲线)。在超声微泡成像中,它通常用于分析微泡的大小分布、回声信号强度分布等。

基本原理

- 高斯模型:使用高斯函数描述数据的分布,公式如上所述。

实施步骤

1. 数据准备:收集需要拟合的数据,如回声强度或微泡大小。
2. 模型选择:确定是否需要单个高斯模型还是多峰高斯模型。
3. 参数估计:使用最小二乘法或其他优化技术估计高斯函数的参数(振幅、均值、标准差)。
4. 拟合执行:通过优化参数使得模型最好地拟合实际数据。
5. 结果分析:分析拟合结果,评估微泡特性的分布和变异。

结合使用

在超声微泡成像中,可以先使用Lanczos插值对图像进行重采样以增强图像质量和分辨率,然后应用高斯拟合对图像数据进行更精确的统计分析。这种结合使用的方法可以有效提升超声微泡成像的定量分析能力,为临床诊断和治疗提供更可靠的数据支持。

Spline based interpolation插值

微泡成像中使用的Spline基插值算法是一种用于提高图像质量和精确描绘细节的数学工具。这种插值方法在超声微泡成像中尤为重要,因为它可以帮助改善微泡的形态和边界的视觉展示,提供更平滑、连续的图像质量。Spline插值算法特别适合于处理那些需要高度准确和平滑表达的图像数据。

Spline插值的基本概念

Spline插值利用一系列多项式函数,这些函数在各自定义的区间内有效,整体上形成一个平滑的曲线或曲面。在一维数据中,这种方法涉及到通过一组点拟合一条平滑曲线;而在二维数据(如图像)中,目标是创建一个平滑的曲面。

关键特点

- 连续性:Spline曲线在各个分段之间保持连续,这意味着不仅曲线本身连续,其一阶和二阶导数(即斜率和曲率)也连续,这有助于避免在插值点之间产生尖锐的角或不自然的转折。
- 灵活性:Spline插值允许通过调整曲线的紧张度(tension)和偏差(bias)来控制曲线的形状,从而更好地符合特定应用的需求。

常见类型的Spline插值

- 线性Spline:使用线性多项式(即一次多项式)连接数据点,简单但可能不够平滑。
- 二次和三次Spline:更常用于实际应用,其中三次Spline(如B-Spline和Catmull-Rom Spline)特别流行,因为它们提供了良好的平滑度而计算不过于复杂。
- B-Spline:提供一种控制点外的平滑曲线,广泛用于图形设计和图像处理领域。

Spline插值的实施步骤

1. 数据收集:收集需要插值的原始数据点,例如超声微泡成像中微泡的位置数据。
2. 选择Spline类型:根据需要的平滑度和计算复杂度选择合适的Spline类型。
3. 计算Spline参数:计算连接数据点所需的Spline多项式的系数。这一步通常涉及到解决一个线性方程组,以确保曲线在各节点的连续性和平滑性。
4. 插值执行:使用计算得到的Spline函数在原始数据点之间进行插值,生成新的数据点,从而创建更平滑、连续的图像。

应用

在超声微泡成像中, Spline插值可以用于改善图像的分辨率,使微泡的边界更加清晰和自然,同时提供对微泡大小和形状更精确的测量。这对于需要精确分析微泡动态行为的研究和临床应用尤为重要。

Spline插值是一种功能强大的数学工具,在超声微泡成像的多种场合下提供了极具价值的解决方案,尤其在图像质量和精度方面表现出色。

Linear based interpolation线性插值

在超声微泡成像中使用的线性基插值(Linear based interpolation)算法是一种简单但效果显著的插值技术,常用于图像处理和数据分析。这种方法主要用于在已知数据点之间估算未知数据点的值,通过直线连接相邻点来实现插值。

线性插值的基本概念

线性插值是最基本的插值形式之一,它通过构建两个已知数据点之间的直线段来估计这两点间其他点的值。该方法假设变化在两个已知点之间是均匀的,因此是线性的。

关键特点

- 简单性:线性插值的计算复杂度较低,容易实现,对于需要快速估算值的应用场合非常适合。
- 速度快:由于计算简单,线性插值可以迅速得到结果,特别是在实时或近实时的成像应用中非常有用。
- 局限性:虽然线性插值在很多情况下足够用,但它不能很好地处理数据变化速度不一或非线性的情况。在这些情况下,更高阶的插值方法(如Spline或多项式插值)可能更适合。

实施步骤

1. 数据准备:确定需要插值的数据点。在超声微泡成像中, 这些点可能是微泡的位置、回声强度或其他相关测量值。

2. 插值计算:

- 对于在两个已知点 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 之间的任意点 (x) , 线性插值的值 y 可以通过以下公式计算:

$$y = y_1 + \frac{(y_2 - y_1)(x - x_1)}{(x_2 - x_1)}$$

- 这个公式基本上是根据两点形成的直线斜率, 估计中间点的值。

3. 应用插值结果:计算得到的插值结果可以用于填充图像中的缺失数据、提高图像分辨率, 或者在数据点稀疏的区域进行数据补全。

应用

在超声微泡成像中, 线性插值常用于处理图像的放大、缩小或任何需要在已知像素点之间插值的场景。例如, 当需要改进图像的分辨率或填补由于设备限制而产生的数据空白时, 线性插值是一种快速有效的方法。尽管它在处理高度非线性数据时可能不如高阶方法精确, 但在许多实际应用中, 其简便性和效率使其成为首选方法。

Cubic based interpolation立方基插值

在超声微泡成像中, 使用立方基插值 (Cubic based interpolation) 算法是一种提供高质量图像处理的技术。这种插值方法通过使用三次多项式来连接数据点, 旨在创建一条更加平滑且连续的曲线, 从而改善图像质量和提升细节的展现。

立方插值的基本概念

立方插值属于多项式插值的一种, 它利用三次多项式 (即最高次数为三的多项式) 在每个数据区间上拟合曲线。相比于线性插值, 立方插值能更好地适应数据的局部变化, 因为它考虑到了数据点的曲率, 从而可以生成更平滑的曲线。

关键特点

- 平滑度: 立方插值生成的曲线在各个插值点都是连续的, 且具有连续的一阶和二阶导数 (斜率和曲率), 这使得曲线整体看起来更自然、更平滑。
- 适应性: 由于能够更好地反映数据的局部特性, 立方插值特别适用于需要精确表达复杂数据模式的应用, 如医学图像处理中的微泡成像。
- 计算需求: 相比于线性插值, 立方插值需要更多的计算资源, 因为每个插值点都要解一个包含更多系数的多项式方程。

实施步骤

1. 数据收集:确定需要进行插值的数据点。在超声微泡成像中, 这些点可能是微泡的大小、位置、回声强度等。

2. 构建多项式:

- 在每一对相邻的数据点之间, 构建一个三次多项式。公式通常表示为:

$$p(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d$$

- 为了确定这个多项式的系数(a, b, c, d), 需要使用四个条件, 通常是通过两个点的值及这两点的一阶导数(斜率)来计算。

3. 参数求解:

- 利用已知的数据点和相应的导数值(如果可用)来求解每个多项式的系数。
- 通常需要解一个线性方程组, 以确保在各个插值区间的接缝处, 多项式的值和导数值都是连续的。

4. 插值执行:

- 使用构建好的多项式在数据点之间进行插值, 生成新的数据点, 以填充图像中的空白区域或提高图像分辨率。

应用

在超声微泡成像中, 立方插值可以用来处理图像缩放、提高图像解析度或平滑图像边缘。通过改善图像中微泡的视觉呈现, 立方插值有助于更精确地评估微泡的大小、形状和分布, 这对于诊断和治疗计划的制定是非常重要的。

总体而言, 立方插值是一种功能强大的图像处理工具, 在需要高质量和高精度的医学成像分析中尤为重要。

Radial symmetry径向对称性

微泡成像中的径向对称性(Radial symmetry)算法是一种特别设计来识别和分析具有对称性特征的图像中的对象, 如超声微泡。这种算法尤其适用于检测和定位近似圆形或球形的结构, 它通过分析图像中的径向对称性来确定中心点的位置, 这对于精确测量微泡的大小和形态非常有帮助。

径向对称性算法的基本原理

径向对称性算法基于一个简单的假设: 一个理想的圆形或球形对象在其边界上的任何点向中心的径向投影都应该是对称的。算法的目标是找到一个点(中心), 在这一点上, 图像的对称性达到最大。

关键特点

- 自动检测和定位:这种算法可以自动地识别和定位图像中的对称中心,从而用于确定微泡的中心位置。
- 高精度:通过精确计算对称性,该算法可以提供高精度的定位,这对于后续的量化分析非常重要。
- 适用性广:虽然最初设计是为了处理圆形或球形对象,但实际上,这种算法对于任何具有一定程度径向对称性的对象都是有效的。

实施步骤

1. 图像预处理:
 - 对原始图像进行滤波和增强,以突出微泡的边缘和提高对比度。
2. 梯度计算:
 - 计算图像中每个像素点的梯度(即导数),以确定像素强度变化的方向和幅度。
3. 投票过程:
 - 每个像素点根据其梯度方向对可能的中心位置“投票”。具体来说,如果一个像素的梯度方向指向某一点,则认为该点可能是中心点。
4. 累积和分析:
 - 所有的“投票”在一个累积数组中进行汇总,每个可能的中心点都会收到来自图像中多个点的投票。
 - 分析这个累积数组,最高投票数对应的位置即被认为是图像中的对称中心。
5. 后处理:
 - 根据需要对找到的中心点进行进一步的验证和分析,以确保其准确性。

应用

在超声微泡成像中,径向对称性算法可以用来:

- 确定微泡的中心:这对于后续的大小和体积计算至关重要。
- 分析微泡的形态和对称性:这可以帮助识别微泡的不规则性,可能与微泡的稳定性和功能相关。

总结来说,径向对称性算法是一种强大的工具,它通过分析图像的对称性来提供精确的对象定位,特别适合于处理超声微泡这类近似圆形的结构。此算法在提高超声成像分析的自动化和精确性方面显示出巨大的潜力。

RF-based射频信号分析算法

在超声微泡成像中,RF-based(Radio Frequency-based)算法是一种利用原始射频(RF)信号进行数据处理和分析的技术。这种算法对超声成像的质量和精度具有重要的提升作用,特别是在提高对比度、分辨率以及微泡动态特性分析方面。通过直接处理射频信号,RF-based算法能够绕过一些传统成像技术中的限制,提供更多关于微泡以及周围组织的详细信息。

RF信号的基本概念

射频信号是超声设备在接收到从人体内部反射回来的超声波后, 转换得到的电信号。这些信号保留了原始的振幅和相位信息, 是未经处理的原始数据, 相较于传统的B模式图像, 包含了更丰富的信息。

RF-based算法的关键特点

1. 高保真度: 处理射频信号可以维持超声波的所有原始数据, 这意味着可以实现更高的图像分辨率和对比度。
2. 先进的信号处理: RF-based算法允许使用复杂的信号处理技术, 如高阶统计分析、自适应滤波和频谱分析等。
3. 微泡特性分析: 能够更精确地评估微泡的大小、形态、密度以及它们的动态行为(如振荡和破裂)。

实施步骤

1. 信号采集:
 - 使用超声设备在接收到微泡回声时, 收集射频信号数据。
2. 预处理:
 - 对RF信号进行预处理, 包括滤波、去噪等, 以准备后续的详细分析。
3. 特征提取:
 - 从处理过的RF信号中提取相关特征, 如信号的频率内容、时间延迟和振幅变化等。
 - 这些特征对于评估微泡的行为和性能至关重要。
4. 微泡动态分析:
 - 分析RF信号中的时间序列, 以监测微泡在超声场中的动态响应。
 - 使用模型和算法来评估微泡的稳定性、响应特性和可能的破裂行为。
5. 图像重建:
 - 基于提取的特征和分析结果, 重建高分辨率的图像。
 - 在某些应用中, 可以结合传统的图像处理方法和RF-based技术来进一步优化图像质量。

应用

- 诊断成像: RF-based算法可以用来提高心脏和血管成像的质量, 尤其在评估血流动力学和微血管灌注方面。
- 治疗监控: 在使用微泡进行药物递送或基因治疗的应用中, 通过这种算法可以更准确地监控治疗过程。

RF-based算法为超声微泡成像提供了一种强大的技术支持, 使得医生和研究人员能够以前所未有的细节和准确性, 对微泡以及相关的生物学过程进行观察和分析。这种方法在提升成像质量和精度方面展现出巨大的潜力和应用价值。

Tracking算法列表

背景知识:

匈牙利算法(资源最优化算法)

https://en.wikipedia.org/wiki/Hungarian_algorithm

超声微泡追踪算法是超声超分辨率成像中的关键部分，它们通过精确定位和追踪对比剂微泡，来生成微血管网络的高分辨率图像。以下列举并详细介绍几种常见的超声微泡追踪算法：

1. 交叉相关法(Cross-Correlation Based Tracking)

交叉相关法是一种基于相似性匹配的追踪方法，适用于图像序列中的特征追踪。

- 步骤:

1. 选择窗口: 选择目标微泡的邻域作为模板窗口。
2. 搜索区域: 在下一帧图像中选择一个搜索区域。
3. 计算交叉相关: 将模板窗口与搜索区域内所有可能位置进行交叉相关计算，找出相关性最高的位置，作为微泡的新位置。
4. 确定匹配: 交叉相关系数的最大值指示微泡在下一帧的位置。

- 优点:

- 简单且直观，能够对动态特征进行有效追踪。

- 缺点:

- 计算量大，尤其是在高分辨率图像或搜索区域较大时。
- 对微泡的密度和运动速度敏感，可能导致误匹配，特别是在高密度或快速运动的情况下。

2. 匈牙利算法(Hungarian Algorithm)

匈牙利算法是一种优化的分配算法，适用于将相邻帧中的微泡位置进行全局匹配，从而实现微泡的追踪。

- 步骤:

1. 建立代价矩阵: 构建一个代价矩阵，其中每个元素表示相邻帧中微泡之间的距离。
2. 最小化总距离: 通过匈牙利算法对代价矩阵进行求解，找到最小化总距离的匹配方式。
3. 匹配与追踪: 为每个微泡找到其在下一帧中的匹配，从而实现微泡追踪。

- 优点:

- 能够进行全局最优匹配，最小化误差。
- 适用于稀疏微泡环境。

- 缺点:

- 需要解决所有微泡的匹配，可能导致误匹配，特别是在存在噪声或有微泡出现/消失的情况下。

3. 二分图匹配法(Bipartite Graph Matching with Partial Assignment)

这种方法改进了匈牙利算法, 通过 部分匹配和持久性控制来实现更鲁棒的微泡追踪。

- 步骤:

1. 构建二分图: 将相邻两帧的微泡位置作为二分图的节点, 边的权重为微泡之间的距离。
2. 部分匹配: 寻找最小的总匹配距离, 同时允许某些微泡不被匹配, 以避免噪声引起的误匹配。
3. 持久性控制: 只有在多帧连续匹配成功的情况下, 微泡才被认为是可靠的, 从而提高追踪的准确性。

- 优点:

- 允许部分匹配, 可以减少因微泡消失或新出现导致的误匹配。
- 持久性控制提高了追踪的鲁棒性, 特别是在高噪声环境中。

- 缺点:

- 实现较为复杂, 计算量相对较大。

4. 粒子追踪测速法 (Particle Tracking Velocimetry, PTV)

PTV 是一种常用于追踪运动颗粒的算法, 利用高帧率数据来追踪微泡在相邻帧之间的运动。

- 步骤:

1. 微泡定位: 在每一帧中进行微泡定位, 标记微泡的初始位置。
2. 最短路径匹配: 在相邻帧中, 根据微泡运动的最短距离来匹配微泡位置, 从而实现对微泡的追踪。
3. 速度估计: 记录微泡在不同帧之间的运动路径, 估算其速度和方向。

- 优点:

- 适用于微泡密度较低的情况, 能够准确地测量微泡的运动速度。

- 缺点:

- 微泡密度高时容易出现误匹配。
- 计算成本高, 适合于高帧率成像。

5. 马尔可夫链追踪法 (Markov Chain Based Tracking)

马尔可夫链追踪法利用马尔可夫过程来预测微泡在相邻帧中的位置, 从而实现追踪。

- 步骤:

1. 状态空间定义: 将微泡在每一帧中的位置视为一个状态, 利用马尔可夫链预测其在下一帧中的可能位置。
2. 概率计算: 计算每个可能位置的概率, 并根据最大概率确定微泡的下一位置。
3. 追踪更新: 根据马尔可夫链模型不断更新微泡位置, 从而实现对微泡的追踪。

- 优点:

- 可以处理复杂的运动模式, 尤其是当微泡在图像中快速移动时。
- 适用于预测不确定性较高的运动。

- 缺点:

- 需要建立准确的运动模型, 对微泡的运动特性有较高要求。
- 对噪声较敏感, 可能需要结合其他去噪技术 (如 SVD)。

6. 光流法 (Optical Flow Method)

光流法通过估算图像序列中像素的运动来实现微泡的追踪。

- 步骤:

1. 光流计算: 根据图像灰度变化, 计算每个像素在相邻帧中的运动速度。
2. 微泡检测与追踪: 对检测到的微泡使用光流来追踪其在帧间的运动。
3. 速度场估计: 生成微泡在图像中的速度场, 从而追踪微泡的运动路径。

- 优点:

- 能够对密集的微泡群体进行整体追踪。
- 对于微泡之间相对运动较小的情况, 效果良好。

- 缺点:

- 对微泡的密集程度较敏感, 容易出现混叠现象。
- 对噪声比较敏感, 可能需要进一步去噪。

7. 随机重采样一致性算法 (Random Sample Consensus, RANSAC)

RANSAC 是一种用于去除异常值的算法, 结合追踪方法来实现鲁棒的微泡追踪。

- 步骤:

1. 初始匹配: 利用其他算法 (如匈牙利算法) 进行初始匹配。
2. 模型估计: 从匹配中随机选择一部分, 用于估计运动模型。
3. 去除异常值: 计算模型的内点 (inliers), 排除异常值, 并更新匹配结果。

- 优点:

- 能够处理含有大量异常值的数据。
- 适用于非线性和不确定的微泡运动情况。

- 缺点:

- 计算复杂度较高, 需要多次随机采样以找到最优模型。
- 依赖于初始匹配结果, 初始误差可能导致整体匹配不佳。

8. 卡尔曼滤波追踪 (Kalman Filter Tracking)

卡尔曼滤波是一种递归估计算法, 用于对时间序列中的状态进行估计, 适合微泡追踪。

- 步骤:

1. 状态预测: 基于当前帧中微泡的位置和速度, 预测下一帧中微泡的可能位置。
2. 状态更新: 根据下一帧的实际观测值修正预测值, 得到更精确的微泡位置。
3. 递归迭代: 重复上述过程, 逐帧更新微泡位置。

- 优点:

- 对微泡运动有较高的预测和跟踪能力, 特别是在噪声环境中。
- 计算量相对较小, 适用于实时应用。

- 缺点:

- 需要预先假设系统的运动模型, 参数选择对效果有很大影响。
- 对突发运动的适应性较差。

总结

不同的超声微泡追踪算法在精度、鲁棒性、计算复杂度和适用场景上各具特点。选择合适的微泡追踪算法需要考虑微泡的密度、成像的帧率、噪声环境以及所需的计算性能。例如，匈牙利算法和二分图匹配适合

以下是几篇关于超声微泡追踪算法的论文，比较了不同算法在微泡追踪中的效果和应用，涉及的算法包括基于交叉相关、匈牙利算法、马尔可夫链、光流法等：

1. Errico, C., Pierre, J., Pezet, S., Desailly, Y., Lenkei, Z., Couture, O., & Tanter, M. (2015). "Ultrafast ultrasound localization microscopy for deep super-resolution vascular imaging." *Nature*, 527(7579), 499-502.

- 这篇论文提出了超声定位显微术 (ULM)，并展示了如何利用微泡定位实现超分辨率血管成像。论文中比较了微泡定位和追踪方法对成像分辨率的影响，介绍了马尔可夫链和其他相关技术在处理噪声和微泡密度高的情况下的表现。

- 链接: [Nature](<https://www.nature.com/articles/nature16066>)

2. Christensen-Jeffries, K., Browning, R. J., Tang, M. X., Dunsby, C., & Eckersley, R. J. (2015). "In vivo acoustic super-resolution and super-resolved velocity mapping using microbubbles." *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(2), 433-440.

- 本文详细讨论了基于微泡的超声超分辨率成像方法，包括不同的微泡追踪算法的性能比较。特别对比了交叉相关法、光流法以及基于最短路径的微泡追踪策略，并分析了它们在微泡定位精度和速度测量上的表现。

- 链接: [IEEE Xplore](<https://ieeexplore.ieee.org/document/6887580>)

3. Ackermann, D., & Schmitz, G. (2016). "Detection and tracking of multiple microbubbles in ultrasound B-mode images." *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 63(1), 72-82.

- 这篇论文专注于检测和追踪超声 B 模式图像中的多个微泡，比较了交叉相关法、粒子滤波以及卡尔曼滤波等追踪方法在不同密度和速度条件下的表现，评估了不同方法在微泡重叠和快速移动情况下的鲁棒性。

- 链接: [IEEE Xplore](<https://ieeexplore.ieee.org/document/7347845>)

4. Hingot, V., Errico, C., Tanter, M., & Couture, O. (2017). "Subwavelength motion-correction for ultrafast ultrasound localization microscopy." *Ultrasonics*, 77, 17-21.

- 本文提出了一种改进的超分辨率微泡追踪算法，通过亚波长运动校正提高了微泡定位精度，并将其与标准的光流法和匈牙利算法进行了比较，评估了不同算法在运动校正和微泡追踪中的表现。

- 链接:

[ScienceDirect](<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0041624X16302653>)

5. Bar-Zion, A., Tremblay-Darveau, C., Solomon, O., Adam, D., & Eldar, Y. C. (2016). "Super-resolution ultrasound imaging of vascular structures with high temporal resolution." *arXiv preprint arXiv:1601.05710*.

- 这篇论文介绍了一种基于多维滤波和微泡定位的超声超分辨率成像方法, 比较了不同追踪策略(包括匈牙利算法、随机采样一致性算法 RANSAC)在噪声抑制和微泡跟踪方面的表现。

- 链接: [arXiv](<https://arxiv.org/abs/1601.05710>)

这些论文展示了不同微泡追踪算法的性能, 针对不同场景和成像条件进行了比较, 涉及的内容包括算法的精度、对噪声的鲁棒性、计算复杂度等。这些研究对于理解和选择适合超声微泡成像的追踪算法具有很好的参考价值。

三、Tracking Papers

1. Context-aware deep learning enables high-efficacy localization of high concentration microbubbles for super-resolution ultrasound localization microscopy

Pengfei Song(伊利诺伊大学厄巴纳-香槟分校)

<https://www.nature.com/articles/s41467-024-47154-2>

情境感知深度学习可实现高浓度微泡的高效定位, 从而实现超分辨率超声定位显微镜

Code:

<https://github.com/illyrs2/LOCA-ULM?tab=readme-ov-file>

Date:

In vivo IQ data are available and can be found in 10.5281/zenodo.10711806

(<https://doi.org/10.5281/zenodo.10711806>)

2. PALA 56G

Open Platform for Ultrasound Localization Microscopy: Performance Assessment of Localization Algorithms.

<https://www.nature.com/articles/s41551-021-00824-8>

Code:

<https://github.com/AChavignon/PALA>

Data:

<https://zenodo.org/records/4343435>

3. tracking

Improved Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging with Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering and Bipartite Graph-Based Microbubble Tracking

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5798010/>

4. 卡尔曼过滤器算饭

Kalman Filter–Based Microbubble Tracking for Robust Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7485263/>

4.

Ultrasound super-resolution imaging with a hierarchical Kalman tracker

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0041624X22000105>

5.

Robust Super-Resolution Ultrasound Microbubble Tracking with Optical Flow Guided Kalman Filter

光流引导卡尔曼滤波器

6.

Analytic Optimization-Based Microbubble Tracking in Ultrasound Super-Resolution Microscopy

<https://arxiv.org/abs/2209.10057>

7.

Evaluation of bubble tracking algorithms for super-resolution imaging of microvessels

<https://ieeexplore.ieee.org/document/7728500>

8.

Super resolution ultrasound imaging Using deep learning based micro-bubbles localization

<https://www.biorxiv.org/content/10.1101/2022.09.21.508222v1.full.pdf>

9.

Short Acquisition Time Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging via Microbubble Separation

<https://www.nature.com/articles/s41598-020-62898-9>

10.

Robust microbubble tracking for super resolution imaging in ultrasound

<https://ieeexplore.ieee.org/document/7728793>

11. Improved Super-Resolution Ultrasound Microvessel Imaging with Spatiotemporal Nonlocal Means Filtering and Bipartite Graph-Based Microbubble Tracking

利用时空非局部均值滤波和基于二分图的微泡追踪实现改进的超分辨率超声微血管成像

匈牙利算法

论文中所使用的基于二分图的部分分配配对算法是一种适用于追踪超声成像中的微泡的算法。该算法的目标是通过最小化微泡之间的配对距离来实现最优的微泡运动追踪。以下是该算法的详细解释：

1. 基本原理

- 二分图模型: 将微泡的配对问题建模为一个二分图, 其中每个节点代表某一帧中的微泡位置。每对相邻帧 (例如第 n 帧和第 $n+1$ 帧) 之间的微泡配对构成一个二分图。
- 配对目标: 通过计算所有可能的微泡配对之间的距离, 寻找一种匹配方式, 使得总的配对距离最小。这意味着两个相邻帧之间的微泡位置要找到距离最近的配对, 从而实现对微泡轨迹的追踪。

2. 配对步骤

1. 计算距离矩阵:

- 计算所有可能的微泡配对之间的距离。距离矩阵是一个二维矩阵, 每行和每列分别代表帧 n 和帧 $n+1$ 中的微泡, 矩阵中的元素表示每个微泡之间的欧几里得距离。

2. 距离阈值筛选:

- 为了确保配对的合理性, 应用一个速度上限阈值, 例如 50 cm/s , 这意味着超过此阈值的配对将被舍弃。这一步是为了剔除那些由于噪声或者其他原因造成的非真实配对, 确保追踪到的微泡移动是合理的。

3. 部分分配的配对算法:

- 部分分配 (Partial Assignment): 在经典的匈牙利算法中, 要求所有节点都必须找到配对 (称为完美匹配), 即使这些配对的距离非常大。而在部分分配中, 不要求所有节点都必须被配对, 这样可以丢弃那些无法找到合理配对的节点, 避免错误配对。
- 实现过程: 将两帧中微泡的位置视为二分图的节点, 使用一种基于最小距离的配对方式, 寻找一种组合, 使得配对的总距离最小。如果某个微泡在帧 n 中无法找到合理的匹配 (即最小距离超过预设的阈值), 则该微泡会被丢弃。

4. 使用匈牙利算法的修改版:

- 算法使用了匈牙利算法的修改版, 称为部分分配匹配算法 (Partial Assignment Algorithm)。与标准的匈牙利算法不同, 修改版不要求每个微泡都必须配对。算法通过计算匹配中的互相最小距离来实现配对, 如果帧 n 中的某个微泡在帧 $n+1$ 中没有合理的匹配选项, 那么该微泡将被丢弃。

3. 持久性控制 (Persistence Control)

- 在微泡配对之后, 采用了一种“持久性控制”的方法, 这意味着:
 - 微泡需要在 P 个连续帧中成功找到配对, 才能被认为是一个可靠的微泡信号。

- 例如, $P=3$ 时, 表示微泡需要在帧 n 和 $n+1$ 、 $n+1$ 和 $n+2$ 、以及 $n+2$ 和 $n+3$ 中连续配对成功, 才能最终被保留用于构建超分辨率图像。
- 这种方法能够进一步去除那些由于噪声或其他因素导致的短暂出现的伪微泡信号, 从而提高追踪结果的可靠性。

4. 算法的优点

- 全局优化: 与局部跟踪方法(如基于交叉相关的局部追踪)不同, 该算法采用全局优化的方式, 在整个距离矩阵中找到最小的总配对距离, 避免了局部搜索带来的不稳定性。
- 排除不可靠配对: 由于允许部分配对, 可以有效排除那些在某一帧中出现但在下一帧中无法合理配对的微泡, 从而减少噪声和错误追踪。
- 低计算成本: 相比于复杂的局部交叉相关搜索, 部分分配算法可以将追踪任务简化为在二维距离矩阵中的最小化问题, 因此计算效率更高。

5. 算法流程图

论文中还给出了算法的流程图【5[†]source】, 简要总结如下:

- 输入两个相邻帧中的微泡位置, 计算每对微泡之间的距离矩阵。
- 使用速度阈值筛选掉不合理的配对。
- 在矩阵中找到互相最小距离的配对, 更新配对结果。
- 对于无法找到合理配对的微泡, 直接舍弃。

这种方法在实验中表现出了良好的效果, 通过消除噪声和不可靠信号, 显著提高了超分辨率成像的质量和微泡追踪的准确性。

NLM

时空非局部均值(NLM)去噪滤波器是一种用于去除图像噪声的强大滤波方法, 特别适用于超声图像中微泡信号的处理。该算法的基本思想是利用图像中相似的局部块来进行去噪, 使得具有相似强度的图像块对目标像素的值产生更大的影响。以下是NLM算法的详细解释:

1. 算法概述

非局部均值(NLM)去噪滤波器的目标是通过计算图像中的非局部相似性, 将噪声信号抑制掉, 同时保留图像中的重要结构和特征。在时空域中, NLM滤波器不仅考虑空间上的相似性, 还考虑时间上的相似性, 从而更有效地去除噪声而不丢失微泡信号的轨迹。

2. 时空NLM滤波器的基本原理

- 目标像素的加权平均: 对于图像中的某个目标像素, NLM滤波器会寻找在空间和时间上相似的像素, 并计算这些像素的加权平均值, 作为目标像素的最终输出值。
- 权重计算: 权重由目标像素和参考像素之间的相似性来决定, 相似性越高, 权重越大。具体来说, 相似性通过计算两个像素周围块的欧氏距离来衡量。

3. 算法步骤

1. 定义搜索窗口和比较块:

- 搜索窗口:对于目标像素,定义一个较大的搜索窗口,该窗口中包含所有可能的用于比较的参考像素。
- 比较块:对于每一个参考像素,选择一个小的邻域块,用于与目标像素的邻域块进行比较。这样做的目的是衡量目标像素与参考像素之间的相似性。

2. 计算相似性权重:

- 对于目标像素 (i) 和参考像素 (j) , 它们的权重 $(w(i, j))$ 由以下公式计算:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z_i} \exp\left(-\frac{\|x(N_i) - x(N_j)\|^2}{h^2}\right)$$

- 其中:

- $(x(N_i))$ 和 $(x(N_j))$ 分别是以目标像素 (i) 和参考像素 (j) 为中心的比较块。
- $(\|x(N_i) - x(N_j)\|^2)$ 表示这两个块之间的欧氏距离,即两个块的相似程度。相似度越高,距离越小。
- (h) 是一个控制去噪强度的参数,值越大,去噪效果越明显,但也可能会模糊图像。
- (Z_i) 是一个归一化因子,确保所有权重之和为 1:

$$Z_i = \sum_j \exp\left(-\frac{\|x(N_i) - x(N_j)\|^2}{h^2}\right)$$

3. 加权平均计算:

- 使用权重对搜索窗口中的所有像素进行加权平均,得到目标像素的最终输出值:

$$\hat{x}(i) = \sum_j w(i, j) x(j)$$

- 这样,目标像素的输出值是基于它周围与之相似的像素计算的,噪声可以被有效地平均掉。

4. 时空域的应用

- 时空数据处理:在超声微泡追踪的应用中, NLM滤波器不仅在空间上考虑相似性,还结合时间维度。具体来说, NLM滤波器应用于“时空域”,即将超声数据沿着时间维度展开,将微泡的运动轨迹与随机噪声区分开来。
- 在时空域中,微泡信号由于其随时间一致的运动轨迹,表现出较高的相干性,而背景噪声则是随机和不规则的。通过在时空域中应用NLM滤波器,能够更好地保留微泡的运动轨迹,同时抑制背景噪声。

5. 关键参数的选择

- 比较块的大小 (Patch Size):比较块的大小 (N) 通常根据图像中的特征大小来决定。过小的块可能无法充分捕捉到相似性,而过大的块则可能导致过度平滑,使得细节丢失。
- 搜索窗口的大小 (Search Window Size):搜索窗口的大小 (I) 通常选择为比较块大小的两倍,以便获得足够多的参考像素。
- 去噪控制参数 (h) : (h) 的选择会影响去噪效果。较大的 (h) 值会导致较强的平滑效果,但可能模糊图像中的细节;较小的 (h) 值则会保留更多的细节,但去噪效果可能不明显。

6. 时空NLM滤波器的优点

- 有效抑制噪声:通过利用图像中的非局部相似性, **NLM**滤波器能够有效抑制随机噪声, 而不会模糊微泡等重要信号。
- 保留图像特征:**NLM**滤波器的一个重要优点是它可以在去噪的同时保留图像中的边缘和细节特征, 特别适合用于超声成像中的微泡追踪。
- 处理时空一致性:通过在时空域中应用**NLM**滤波器, 可以更好地利用微泡运动的时间一致性来区分信号和噪声。

7. 应用效果

论文中使用了时空**NLM**滤波器后, 结果显示噪声显著减少, 而微泡的轨迹被清晰保留, 从而提高了超分辨率成像的质量【5†source】。与传统的二维空间平滑滤波器相比, 时空**NLM**滤波器不仅能够有效去除噪声, 还避免了微泡信号的模糊和合并问题, 使得最终成像结果更加准确。

总结来说, 时空非局部均值 (**NLM**) 滤波器通过在时空域中计算相似性, 使用加权平均的方式对目标像素进行去噪, 使其在去除背景噪声的同时最大限度地保留了微泡信号, 适合用于需要精确保留细节的超声微泡成像任务中。

传统二维空间平滑滤波器算法

二维空间平滑滤波器是一种常用的图像处理方法, 主要用于减小图像噪声, 使图像更加平滑, 同时避免过多细节丢失。以下是几种常见的二维空间平滑滤波器及其具体算法解释:

1. 均值滤波器 (Mean Filter)

均值滤波器通过计算邻域内像素的平均值来对图像进行平滑, 去除噪声。它是一种线性滤波器, 主要作用是减小高频噪声。

- 算法步骤:

1. 选择滤波窗口: 定义一个大小为 $(m \times n)$ 的滤波窗口 (例如 3×3 或 5×5)。
2. 计算均值: 对目标像素周围的所有像素取平均值, 将该平均值作为目标像素的新值:

$$I'(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(i,j) \in W} I(x+i, y+j)$$

其中 (W) 表示窗口中的所有像素。

3. 更新像素值: 将目标像素的值替换为计算得到的均值。

- 效果:

- 减少图像中的随机噪声。
- 模糊边缘和细节, 可能导致细节丢失。

2. 高斯滤波器 (Gaussian Filter)

高斯滤波器是一种改进的空间平滑滤波器,使用高斯函数作为加权函数,使得邻域内靠近目标像素的点对目标像素的影响更大,从而保留更多的细节信息。

- 算法步骤:

1. 定义高斯权重:使用高斯函数生成一个权重模板。高斯函数的表达式为:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$

其中 σ 表示标准差,决定了滤波器的平滑程度。较大的 σ 会导致更强的平滑效果。

2. 计算加权平均:对于目标像素,将其邻域内的像素与相应的高斯权重相乘,并求和:

$$I'(x, y) = \sum_{(i,j) \in W} G(i, j) \cdot I(x+i, y+j)$$

这里的 $G(i, j)$ 是高斯权重, $I(x+i, y+j)$ 是邻域内的像素值。

- 效果:

- 高斯滤波器在减小噪声的同时,能较好地保留图像中的边缘细节。
- 通过设置不同的 σ ,可以控制平滑程度。

3. 中值滤波器 (Median Filter)

中值滤波器是一种非线性滤波器,常用于消除图像中的椒盐噪声,具有较好的边缘保留能力。

- 算法步骤:

1. 选择滤波窗口:定义一个大小为 $(m \times n)$ 的窗口(例如 3×3 或 5×5)。

2. 计算中值:将窗口内的所有像素值排序,选择中间值作为目标像素的新值:

$$I'(x, y) = \text{median}\{I(x+i, y+j) \mid (i, j) \in W\}$$

3. 更新像素值:将目标像素的值替换为该中值。

- 效果:

- 中值滤波器非常适合处理包含尖锐噪声的图像(例如椒盐噪声),因为它不受异常值的影响。
- 相比均值滤波器和高斯滤波器,中值滤波器更能保留图像中的边缘信息。

4. 二维空间平滑滤波器的比较与应用

- 均值滤波器:简单易实现,但由于所有像素被平均,因此容易导致图像边缘模糊和细节丢失。适用于处理图像中的随机噪声,但不适合去除椒盐噪声。

- 高斯滤波器:对边缘保留更好,尤其适用于需要平滑过渡的场景。通过调整 σ ,可以平衡去噪与细节保留之间的关系。

- 中值滤波器:对椒盐噪声的抑制效果很好,同时可以较好地保留边缘,因此在需要保持图像结构的场景中效果理想。

5. 二维空间滤波器的一般公式

空间平滑滤波器的通用公式可以表示为：

$$I'(x, y) = \sum_{(i, j) \in W} w(i, j) \cdot I(x+i, y+j)$$

- 其中 $w(i, j)$ 是滤波器的权重。
- 对于均值滤波器, $w(i, j)$ 是常数, 所有权重相等。
- 对于高斯滤波器, $w(i, j)$ 是由高斯函数计算得到的权重, 取决于距离。
- 对于中值滤波器, 公式会有所不同, 它并不基于加权平均, 而是基于排序后的中值。

6. 优缺点总结

- 优点:
 - 简单, 计算效率高, 适用于实时图像处理。
 - 对于某些特定类型的噪声 (如随机噪声和椒盐噪声) 具有良好的去噪效果。
- 缺点:
 - 可能会导致图像细节和边缘的模糊, 尤其是均值滤波器和高斯滤波器。
 - 对于复杂结构和细节要求高的图像, 传统的二维空间平滑滤波器不如像非局部均值 (NLM) 这样的方法有效。

综上, 二维空间平滑滤波器通过简单的加权平均或取中值来减少图像中的噪声, 但可能会在去噪的同时丢失部分图像细节。选择滤波器时需考虑噪声类型、去噪强度和保留细节的需求。

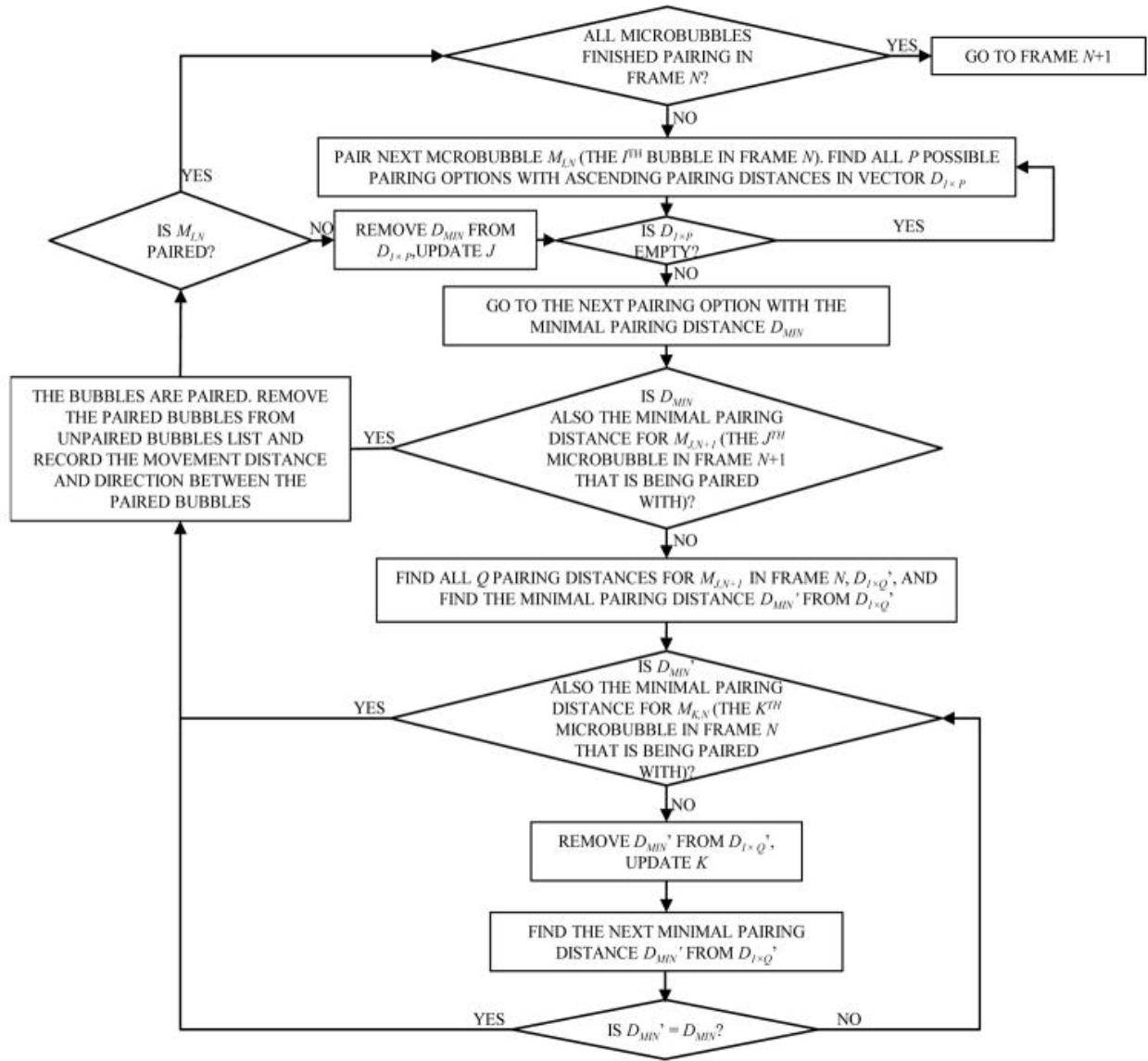
为了实现更为稳健的微泡追踪, 可以方便地为所提出的配对方法采用持久性控制。持久性控制要求在 P 个连续帧中 (不包括目标微泡所在的当前帧) 将相同的微泡配对, 以将其计为可靠的微泡信号, 然后可用于最终的超分辨率累积和血流速度计算。例如, 对于 $P = 3$, 必须在帧 n 和 $n+1$ 、 $n+1$ 和 $n+2$ 以及 $n+2$ 和 $n+3$ 之间配对相同的微泡。记录微泡运动的路径, 每次微泡传播通过一个像素时, 像素值就会增加 1。最终的超分辨率微血管灌注图是根据该微泡计数结果构建的。通过计算每个空间位置 (i, j) 处的血流速度 v 获得超分辨率微血管血流速度图

12. **Super-Resolution Ultrasound Microbubble Tracking via Joint Probabilistic Data Association Filter**

13.

A Low-Cost Software-Defined Ultrasound System Capable of High-Speed Ultrasound Bubble Tracking

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8579823/authorsauthors>



与基于匈牙利算法的跟踪方法和基于互相关的局部微泡跟踪方法的比较

与 NLM 过滤和不同跟踪方法相关的计算时间

方法	计算时间(秒)
NLM 去噪滤波器	396.8

基于互相关的局部跟踪	2735.9
匈牙利算法	86.2
部分分配算法	81.1

In Vivo Acoustic Super-Resolution and Super-Resolved Velocity Mapping Using Microbubbles

四、Localization Papers

<https://ieeexplore.ieee.org/document/10122512>

Microbubble Identification Based on Decision Theory for Ultrasound Localization Microscopy

这篇文章也是基于同一个数据源，切换了另一种算法

对比了

intensity-based and the normalized cross-correlation detectors

基于强度 (intensity-based) 的算法

在超声微泡定位 (localization) 算法中，基于强度 (intensity-based) 的算法是常用的一种方法。这种方法依赖于图像中的信号强度，通过检测图像中局部区域的高强度来定位微泡。具体来说，基于强度的算法会利用微泡的特性，即在超声波照射下，微泡产生的回波强度比周围组织强度高，从而识别和定位微泡的位置。以下是基于强度的微泡定位算法的详细讲解：

基于强度的定位算法的工作流程

1. **图像预处理**:

- **滤波去噪**: 由于超声图像中可能存在较大的噪声，首先需要对图像进行去噪处理，例如

使用高斯滤波器或中值滤波来减少图像中的噪声。这一步确保后续的信号检测不会受到太多的噪声干扰。

- ****归一化处理****: 对图像进行归一化, 使得像素值的范围在 $[0, 1]$ 或某一特定的范围内, 这样可以简化后续的阈值设定和判断。

2. ****局部最大值检测****:

- 微泡在超声图像中通常表现为亮点, 因此基于强度的算法首先会使用****局部最大值检测****(**local maxima detection**) 来确定可能的微泡位置。

- 在每一帧图像中, 算法会遍历所有像素, 使用函数如 ``imregionalmax`` (在 MATLAB 中) 或者相应的图像处理工具包来找到每个像素及其邻域中强度最高的像素位置。

- 通过局部最大值检测, 可以有效地提取出可能的微泡信号, 而排除掉那些背景噪声的影响。

3. ****强度阈值过滤****:

- 检测到局部最大值后, 需要进一步应用强度阈值进行过滤。这是因为即使是局部最大值, 若其强度值较低, 可能也不是微泡, 而是背景噪声。

- 设置一个****强度阈值****, 例如 **50** 或 **45** (取决于实验中的图像强度分布), 仅保留强度高于该阈值的局部最大值点。

- 强度阈值的设定通常需要根据具体的实验条件和图像特性进行调试。若阈值过高, 可能会遗漏一些真实的微泡; 若阈值过低, 可能会包含较多的噪声点。

4. ****ROI (感兴趣区域) 选择****:

- 为了提高定位的准确性和减少计算量, 通常会限定一个****感兴趣区域 (ROI)****, 只在该区域内检测微泡。

- **ROI** 可以手动选择 (例如用户在图像上画一个多边形区域), 也可以通过自动检测的方式来获取 (如通过动脉或静脉结构自动定义边界)。

- 只在 **ROI** 内检测局部最大值, 可以减少因不相关的高强度区域 (例如超声伪影) 而引入的误差。

5. ****亚像素定位****:

- 在强度较大的区域中找到微泡后, 为了进一步提高定位精度, 通常会使用****亚像素定位 (sub-pixel localization)****方法。

- 一些常见的亚像素定位方法包括****加权平均法****、****插值法****或****高斯拟合****。这些方法通过在检测到的亮点附近使用一个小的窗口 (例如 **3x3** 或 **5x5**), 计算加权重心来获取更精确的微泡位置。

- 例如, 加权平均法通过将窗口中的像素强度作为权重, 计算出一个精确的质心位置; 高斯拟合则将亮点拟合成一个高斯函数, 并计算其中心位置。

6. ****输出微泡位置****:

- 经过上述处理后, 得到每个检测到的微泡的二维坐标位置 (或者在 **3D** 成像中为三维坐标)。

- 这些位置可以进一步用于微泡的轨迹分析、速度估计以及后续的超声定位显微成像 (**ULM, Ultrasound Localization Microscopy**)。

优点和局限性

****优点****:

1. ****简单高效****: 基于强度的算法实现起来相对简单, 计算效率较高, 适合实时处理。

2. ****高灵敏度****: 由于微泡通常在超声图像中表现为强度较高的点, 基于强度的方法对微泡信号具有较高的灵敏度。

****局限性**:**

1. ****对噪声敏感****: 如果图像中存在较强的噪声, 可能会导致误检。为此, 需要良好的图像去噪预处理。
2. ****假阳性****: 除了微泡外, 组织中的其他高反射物体 (例如钙化点或气泡伪影) 也可能被误检测为微泡。
3. ****阈值设定依赖性强****: 需要根据数据特性调整强度阈值, 合适的阈值是确保算法性能的关键, 且通常需要多次调试。

实例代码 (Python 实现)

以下是一个基于强度的微泡检测算法的简单实现, 使用 **Python** 和常见的图像处理库:

```
```python
import numpy as np
from scipy.ndimage import maximum_filter, gaussian_filter

def intensity_based_localization(image, intensity_threshold=50, filter_size=3):
 """
 基于强度的微泡定位算法。

 参数:
 - image: 输入超声图像 (2D NumPy 数组)
 - intensity_threshold: 强度阈值, 只保留大于该值的点
 - filter_size: 滤波器大小, 用于局部最大值检测

 返回:
 - coordinates: 检测到的微泡位置的列表, 每个位置为 (y, x) 坐标
 """
 # 1. 高斯滤波去噪
 filtered_image = gaussian_filter(image, sigma=1)

 # 2. 检测局部最大值
 local_max = maximum_filter(filtered_image, size=filter_size) == filtered_image

 # 3. 应用强度阈值
 threshold_mask = filtered_image > intensity_threshold
 detected_points = local_max & threshold_mask

 # 4. 获取微泡的坐标
 coordinates = np.argwhere(detected_points)

 return coordinates

示例图像 (假设为 NumPy 数组)
image = np.random.rand(100, 100) * 100 # 模拟的超声图像
detected_bubbles = intensity_based_localization(image)

print("检测到的微泡位置:", detected_bubbles)
```
```

总结

基于强度的微泡定位算法通过检测图像中的高强度区域来确定微泡的位置。它依赖于图像的预处理、局部最大值检测和强度阈值过滤，能够简单有效地识别微泡。然而，该方法对噪声较为敏感，且需要适当的参数调整以减少误检。因此，实际应用中，通常会将基于强度的算法与其他技术（如运动分析或机器学习）结合，以提高定位的精度和鲁棒性。

互相关(cross-correlation)检测器

在超声微泡定位(localization)算法中，**互相关(cross-correlation)检测器**是一种强大的方法，用于在超声图像中检测和定位微泡信号。互相关检测器利用模板匹配的思想，通过比较预定义的微泡模板与输入图像的局部区域之间的相似度，来精确地找到图像中存在的微泡。互相关方法在对抗噪声和提高微泡检测的准确性方面有很大的优势。以下是 cross-correlation 检测器在超声微泡定位中的详细介绍：

互相关检测器的基本原理

互相关检测器的核心思想是**模板匹配**，通过对图像中的每个位置计算局部区域与预定义模板之间的相似性，以找到最匹配的位置。互相关值越高，说明图像中该位置的信号与模板越相似，可能是微泡的所在位置。其具体步骤包括以下几个部分：

1. **定义微泡模板**：

- 微泡模板是预先生成的，用于表示理想情况下微泡的信号特征。这个模板可以通过采集实际微泡信号进行建模，或者使用高斯函数来生成一个具有合适大小和强度分布的模板。
- 模板的选择对于互相关检测器的性能至关重要。一个好的模板应该能很好地描述微泡在图像中的特征，例如其亮度分布和形状。

2. **计算互相关(Cross-Correlation)**：

- 通过滑动模板，在图像的每个位置计算模板与该位置邻域之间的**互相关值**。互相关的计算公式为：

$$\begin{aligned} & \backslash[\\ & R(x, y) = \sum_{\{i, j\}} (I(x+i, y+j) \cdot T(i, j)) \\ & \backslash] \end{aligned}$$

其中 $(I(x+i, y+j))$ 表示图像中的一个局部窗口， $(T(i, j))$ 表示模板， $(R(x, y))$ 表示在位置 $((x, y))$ 计算得到的互相关值。

- 互相关值的计算可以视为一个模板在图像上滑动，通过计算模板与图像中每个位置的重叠部分的匹配程度来获得图像各个位置与模板的相似性。

3. **归一化互相关(Normalized Cross-Correlation, NCC)**：

- 在许多情况下，为了减轻因光照和局部强度变化带来的影响，常常使用**归一化互相关** (NCC) 来提高检测的鲁棒性。NCC 的计算公式为：

$$\begin{aligned} & \backslash[\\ & R_{\{NCC\}}(x, y) = \frac{\sum_{\{i, j\}} \left(I(x+i, y+j) - \overline{I} \right) \cdot \left(T(i, j) - \overline{T} \right)}{\sqrt{\sum_{\{i, j\}} \left(I(x+i, y+j) - \overline{I} \right)^2 \cdot \sum_{\{i, j\}} \left(T(i, j) - \overline{T} \right)^2}} \\ & \backslash] \end{aligned}$$

这里， $(\overline{I})$ 和 $(\overline{T})$ 分别是图像局部区域和模板的均值。归一化的过

程可以使得不同强度的信号都可以进行比较, 提高检测的可靠性。

4. **阈值判别**:

- 计算完互相关(或 NCC)后, 需要设定一个阈值, 将互相关值大于该阈值的位置识别为可能的微泡位置。
- 该阈值的设定通常需要结合实验数据进行调试。如果阈值设定过高, 可能会遗漏真实的微泡(假阴性); 如果设定过低, 可能会包含较多的噪声点(假阳性)。

5. **多尺度检测**:

- 为了提高对不同大小微泡的检测能力, 可以采用多尺度检测, 即使用不同大小的模板来计算互相关值。这可以确保不同大小的微泡都能够被有效检测到。

互相关检测器的实现

以下是基于 Python 的实现, 通过 `scipy.signal` 模块中的 `correlate2d` 函数来计算图像与模板之间的互相关:

```
```python
import numpy as np
from scipy.signal import correlate2d
import matplotlib.pyplot as plt

def cross_correlation_detector(image, template, threshold):
 """
 使用互相关方法检测超声图像中的微泡。

 参数:
 - image: 输入图像 (2D NumPy 数组)
 - template: 微泡模板 (2D NumPy 数组)
 - threshold: 互相关阈值, 用于判定是否为微泡

 返回:
 - detected_positions: 微泡位置的列表, 每个位置为 (y, x) 坐标
 """
 # 1. 计算互相关
 correlation_map = correlate2d(image, template, mode='same', boundary='symm')

 # 2. 应用阈值进行判别
 detected_positions = np.argwhere(correlation_map > threshold)

 return detected_positions

示例图像和模板
image = np.random.rand(100, 100) # 模拟超声图像
template = np.ones((5, 5)) * 0.2 # 假设的微泡模板, 5x5 的高斯型模板

检测微泡
threshold = 0.5 # 设置阈值
detected_bubbles = cross_correlation_detector(image, template, threshold)
```
```

```
print("检测到的微泡位置:", detected_bubbles)
`
```

优点和局限性

优点:

1. ****提高检测精度****: 通过使用模板匹配, 互相关检测器可以在强噪声环境中准确地检测微泡。模板匹配可以增强微泡的特征, 并降低随机噪声的影响。
2. ****鲁棒性****: 通过归一化互相关(NCC), 该算法能够在光照条件、成像条件不完全一致的情况下, 依然保持较好的检测性能。
3. ****多尺度支持****: 通过多尺度的模板匹配, 可以检测到不同大小的微泡, 从而提高了检测的全面性。

局限性:

1. ****计算复杂度高****: 互相关计算涉及大量的卷积操作, 尤其是在图像和模板较大时, 计算量较大, 不太适合实时应用。
2. ****模板依赖性****: 检测效果高度依赖于模板的选择, 若模板不能很好地表示微泡的实际特征, 则检测效果不佳。
3. ****对伪影的敏感性****: 在图像中, 其他亮点(例如钙化斑点、伪影等)也可能与模板匹配, 导致假阳性。因此, 需要配合其他方法(如运动信息、形态信息等)来降低误检率。

互相关检测器在微泡定位中的应用场景

1. ****超声定位显微成像(ULM)****:

- 在 ULM 中, 检测到的微泡需要非常高的定位精度。互相关检测器可以利用模板匹配的特性, 对微泡信号进行精细匹配, 提高检测的准确性。

2. ****多目标检测****:

- 在复杂的血流场景中, 可能存在多个微泡。互相关检测器可以在同一图像中同时检测多个微泡, 提高检测的效率。

3. ****静态模板检测****:

- 互相关方法适合在已知模板(静态或通过预训练获得)情况下进行检测, 尤其适用于微泡形态在成像过程中变化不大的情况。

总结

互相关检测器在超声微泡定位算法中通过模板匹配来提高检测的精度和鲁棒性。它适用于在噪声较大、信号强度不均的超声图像中检测微泡, 通过计算图像和模板之间的相似性, 可以有效地定位微泡的位置。然而, 互相关方法在计算复杂度和对模板依赖性方面存在一定的局限。因此, 在实际应用中, 互相关检测器常与其他检测技术(如基于强度的方法、机器学习方法等)结合使用, 以提高检测性能和计算效率。

Neyman-Pearson 检测器是一种统计决策模型，广泛用于信号处理和统计学中的假设检验，特别是在雷达信号检测和通信系统中。这种检测器的设计旨在最大化在给定的假警报率(或第一类错误率)约束下，检测到信号的概率(即功效或第二类错误率的补数)。

Neyman-Pearson 检测器的基本原理

Neyman-Pearson 检测器基于如下的决策准则:给定两个假设, (H_0) (零假设, 通常代表“无信号”或“噪声”情况)和 (H_1) (备择假设, 代表“有信号”情况), 选择一个检测统计量和一个阈值, 以最大化在保持假警报率不超过某个特定值的条件下, 正确检测到信号的概率。

数学表达:

- **检测统计量 $(T(x))$ **: 基于观测数据 (x) 计算出的一个量, 用于做出决策。
- **阈值 (η) **: 用于比较检测统计量的值, 决定是接受 (H_0) 还是接受 (H_1) 。
- **决策规则**: 如果 $(T(x) > \eta)$, 则拒绝 (H_0) , 接受 (H_1) ; 否则, 接受 (H_0) 。

如何设计 Neyman-Pearson 检测器

1. **选择检测统计量**: 通常选择的统计量是两个假设下的似然比:

$$L(x) = \frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)}$$

其中 $(p(x|H_0))$ 和 $(p(x|H_1))$ 分别是在 (H_0) 和 (H_1) 假设下观测数据 (x) 的概率密度函数。

2. **设定阈值**: 阈值 (η) 是基于所需的假警报率 (α) 设定的。通常, 通过求解以下方程来找到 (η) :

$$P_F = P(T(x) > \eta | H_0) = \alpha$$

其中 (P_F) 是在 (H_0) 为真时, 错误地拒绝 (H_0) 的概率(假警报率)。

3. **计算检测概率**: 检测概率 (P_D) 是在 (H_1) 为真时, 正确地拒绝 (H_0) 的概率:

$$P_D = P(T(x) > \eta | H_1)$$

应用实例

在雷达系统中, **Neyman-Pearson** 检测器用于决定一个接收到的信号是由目标(如飞机或船只)反射的信号, 还是仅仅是噪声。在这种情况下, (H_0) 可以代表只有噪声的情况, 而 (H_1) 代表噪声加上目标反射信号的情况。通过适当设计检测器, 可以在一定的假警报率下, 尽可能地提高目标检测的概率。

总结

Neyman-Pearson 检测器提供了一种在统计意义上最优化检测性能的方法, 特别适合于需要在保持低假警报率的同时, 最大化检测概率的应用场景。通过调整阈值, 可以根据具体的应用需求和环境条件调整检测策略, 从而达到理想的性能平衡。

在github搜索“microbubble”得到的一些有用的代码和论文

<https://github.com/JamieWCGraham/MicrobubblesPython/tree/main>

- 找到质心
- 画出边缘
- 计算移动方向

<https://github.com/jeremi-chabros/MB-FUS>

哈佛的学生, 用R写的

更多的数据:

In vivo rat brain for Ultrasound Localization Microscopy: raw and beamformed data

<https://github.com/hahnec/rf-ulm>

这个论文更重要, 是同一个团队的新数据, 用的新方法

<https://www.youtube.com/embed/eJJXnXay-fU>

这个方法的youtube介绍, 如下

<https://github.com/KASMIKAS/Microbubble-Localization-using-deep-learning-for-ultrasound-localization-microscopy>

CNN + 法国数据

附录、相关科研研究人员



Pengfei Song

(IEEE/S'09/M'14/SM'19) received the B.Eng. degree in Biomedical Engineering from the Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, in 2008; the M.S. degree in Biological Systems Engineering from the University of Nebraska-Lincoln, Lincoln, NE, in 2010; and the Ph.D. degree in Biomedical Sciences-Biomedical Engineering from the Mayo Graduate School, Mayo Clinic College of Medicine, Rochester, MN, in 2014. He is currently an Assistant Professor in the Department of Electrical and Computer Engineering, and the Beckman Institute for Advanced Science and Technology at the University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL. His current research interests are super-resolution ultrasound microvessel imaging, ultrafast 3D imaging, deep learning, functional ultrasound, and ultrasound shear wave elastography. Dr. Song is a senior member of IEEE, full member of ASA, and member of AIUM and Sigma Xi.

Iman Taghavi

Center for Fast Ultrasound Imaging, Department of Health Technology, Technical University of Denmark, DK 2800, Kgs. Lyngby Denmark

[Su-Lan Pu](#)

The School of Biological Science and Medical Engineering, Southeast
University, Nanjing, China

[Stefanie Dencks](#)

Institute for Medical Engineering, Ruhr-University Bochum, Bochum,
Germany

五、拓展信息

超声微泡 (ultrasound microbubble) 是一种用于医学成像和治疗的工具, 特别是在超声造影和药物递送领域。以下是分析超声微泡的一般步骤:

1. 微泡的制备

- 制备原料: 选择合适的材料, 如蛋白质、聚合物或脂质, 来形成微泡的外壳。
- 微泡生成: 使用机械或化学方法生成微泡。常见的方法包括高速搅拌、超声乳化或微流控技术。

2. 微泡的表征

- 大小和分布: 使用粒径分析仪 (如动态光散射仪) 测量微泡的大小和大小分布。
- 形态学观察: 使用显微镜 (如电子显微镜) 观察微泡的形态和表面结构。
- 浓度测定: 计算微泡的浓度, 通常通过比浊法或其他光学方法。

3. 功能性评估

- 回声增强能力: 在超声设备下测试微泡的回声增强效果, 评估其作为造影剂的效果。
- 稳定性测试: 评估微泡在体外或体内环境下的稳定性, 包括抵抗压力和温度变化的能力。
- 药物载荷和释放: 如果微泡用于药物递送, 需要评估其药物载荷量和在特定条件下的释放行为。

4. 生物相容性和安全性评估

- 细胞毒性测试: 通过细胞培养测试微泡的细胞毒性。
- 体内分布和代谢: 通过动物实验研究微泡在体内的分布、代谢和排泄情况。
- 免疫反应评估: 评估微泡可能引起的免疫反应, 包括过敏和炎症反应。

5. 临床应用研究

- 临床试验设计: 设计临床试验来评估微泡在人体中的效果和安全性。
- 效果评估: 在临床试验中收集和分析数据, 评估微泡在诊断或治疗中的实际效果。

以上步骤可能会根据微泡的具体应用和研究目的有所不同, 但通常这些步骤为微泡的研发和应用提供了基本框架。

数据:

<https://zenodo.org/records/7883227> Published June 30, 2023

IQ数据格式的图形文件

IQ数据简介:I/Q Data

https://blog.csdn.net/Rong_Toa/article/details/109031041

fdatool (Filter Design & Analysis Tool) 是 MATLAB 中用于**滤波器设计与分析**的交互式工具。它提供了一个图形化用户界面(GUI), 方便用户设计、分析和实现各种类型的数字滤波器。以下是 fdatool 的主要用途和功能:

fdatool 的主要功能

1. 滤波器设计:

- **交互式设计**: 用户可以通过图形化的界面交互式地设计滤波器, 设置滤波器的类型(如低通、高通、带通、带阻)、采样频率、截止频率、阻带衰减、通带波动等参数。
- **支持多种滤波器类型**:
 - **IIR 滤波器**(无限冲激响应): 如巴特沃斯(Butterworth)、切比雪夫(Chebyshev)、椭圆(Elliptic)滤波器。
 - **FIR 滤波器**(有限冲激响应): 如窗函数设计法(汉宁窗、黑曼窗等)和最小平方(Least Squares)法。

2. 滤波器分析:

- **频率响应**: fdatool 可以帮助用户查看滤波器的频率响应(幅度响应和相位响应), 通过绘图直观展示滤波器的特性。
- **幅度响应和相位响应**: 可以查看滤波器的幅频响应(Gain)和相频响应(Phase), 了解在不同频率下的滤波效果。
- **零极点图**: 展示滤波器的零极点分布, 用于分析滤波器的稳定性和性能。
- **脉冲响应**: 查看滤波器的时域响应, 了解滤波器的行为特性。

3. 参数调整与优化:

- **参数微调**: 用户可以通过 GUI 界面对滤波器参数进行精细调整, 实时查看调整后的滤波器特性。
- **最优滤波器设计**: 可以选择不同的设计方法和优化准则, 以满足特定应用的性能需求, 如最小化通带波动或最大化阻带衰减。

4. 滤波器实现:

- **生成 MATLAB 代码**: 设计完成的滤波器可以自动生成相应的 MATLAB 代码, 以便将设计用于其他项目中。这使得滤波器设计的结果更容易在其他程序中复用。
- **生成系数**: 用户可以导出滤波器的系数, 以便在嵌入式系统或数字信号处理器(DSP)中实现滤波器。

- ****导出到 Simulink****: 滤波器可以直接导出到 Simulink 环境中, 用于系统建模与仿真。

5. ****滤波器规格转换****:

- 用户可以通过 fdatool 方便地进行滤波器规格的转换, 例如从 IIR 转换为 FIR 滤波器, 或者将模拟滤波器转换为数字滤波器。

fdatool 的使用场景

1. ****信号预处理****:

- 在信号处理中, 通常需要去除噪声或提取特定频率成分, fdatool 可以帮助用户快速设计满足应用需求的滤波器。

2. ****实时系统设计****:

- 对于实时系统中的滤波器设计, 例如嵌入式系统中的音频信号处理, 用户可以设计出符合性能要求的滤波器并导出其系数。

3. ****滤波器教学与学习****:

- fdatool 是一个很好的教学工具, 学生和研究人员可以通过它了解滤波器设计的原理, 实时查看各种参数对滤波器性能的影响。

使用 fdatool 的方法

在 MATLAB 中, 可以通过以下命令启动 fdatool:

```
``matlab
fdatool
``
```

这将会打开一个交互式的图形化窗口, 用户可以通过该窗口进行滤波器的设计与分析。以下是使用 fdatool 的基本步骤:

1. ****选择滤波器类型****:

- 在 fdatool 界面中, 用户可以选择滤波器的类型, 如低通、高通、带通或带阻滤波器。

2. ****设置设计参数****:

- 例如, 设置滤波器的截止频率、通带和阻带的衰减、滤波器的阶数等。

3. ****查看响应曲线****:

- fdatool 会自动生成滤波器的频率响应曲线、相位响应等, 用户可以通过这些图形化的工具评估滤波器的性能。

4. ****调整和优化****:

- 用户可以不断调整设计参数, 观察滤波器性能的变化, 直到达到期望的设计要求。

5. ****导出设计结果****:

- 滤波器设计完成后, 用户可以选择导出滤波器的 MATLAB 代码、滤波器系数, 或者将设计结果导出到 Simulink 中。

例子: 低通滤波器的设计

以下是一个设计低通滤波器的简单示例, 演示如何使用 fdatool:

1. 启动 fdatool:

```
``matlab
fdatool
``
```

2. 在 GUI 中:

- 选择**低通滤波器**(Lowpass)。
- 设置**采样频率**, 例如 1 kHz。
- 设置**通带截止频率**为 100 Hz, **阻带截止频率**为 150 Hz。
- 设置**通带和阻带衰减**为合适的值, 例如通带波动为 1 dB, 阻带衰减为 40 dB。

3. 点击**设计滤波器**按钮, 可以看到滤波器的频率响应、相位响应等信息。

4. 如果对设计满意, 可以导出 MATLAB 代码或滤波器系数。

总结

fdatool 是一个非常强大且易于使用的工具, 用于设计、分析和实现数字滤波器。它的图形化界面使得用户无需编写复杂的代码, 也能快速完成滤波器设计, 并实时查看滤波器的特性。无论是信号处理的初学者, 还是经验丰富的工程师, fdatool 都是一个不可或缺的工具, 特别是在进行滤波器的教学、验证和实现时。

在数字信号处理中, **IIR(无限冲激响应)**和**FIR(有限冲激响应)**是两种最常用的滤波器类型。它们各有优缺点, 适用于不同的信号处理任务。以下是对这两种滤波器的详细介绍。

1. FIR 滤波器(Finite Impulse Response)

FIR 滤波器是一种具有**有限冲激响应**的滤波器, 其输出仅依赖于当前和先前的输入信号样本。它的响应在给定时间后完全衰减为零, 因此称为有限冲激响应。

FIR 滤波器的特性

- **线性相位特性**:

- FIR 滤波器可以设计为**线性相位**, 这意味着滤波器不会引入相位失真。这对于某些应用(如音频处理)非常重要, 因为它保证了所有频率成分的信号延迟相同, 从而保留了信号波形的完整性。

- ****稳定性****:
- FIR 滤波器总是稳定的, 因为它们的冲激响应是有限的。它们不包含反馈, 因此没有可能的无限振荡。

- ****实现简单****:
- FIR 滤波器的实现较为简单, 通常采用卷积操作进行处理, 尤其适合硬件实现。

FIR 滤波器的数学表示

FIR 滤波器的输出 $y[n]$ 是输入信号的加权和, 可以表示为:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} b_k \cdot x[n-k]$$

其中:

- $x[n]$ 是输入信号,
- b_k 是滤波器的系数(称为滤波器的冲激响应),
- N 是滤波器的阶数(滤波器的长度)。

2. IIR 滤波器(Infinite Impulse Response)

****IIR 滤波器****是一种具有****无限冲激响应****的滤波器, 其输出依赖于当前和先前的输入信号样本以及先前的输出信号样本。由于 IIR 滤波器包含反馈, 因此它的冲激响应理论上是无限长的。

IIR 滤波器的特性

- ****更高的效率****:
- 对于相同的频率选择性, ****IIR 滤波器通常比 FIR 滤波器需要更少的阶数****(即更少的系数)。因此 IIR 滤波器的实现通常更高效, 尤其是在对有限的硬件资源有要求时。

- ****非线性相位****:
- 由于 IIR 滤波器包含反馈, 通常会引入****非线性相位****失真。这意味着不同频率成分的延迟不同, 可能导致信号失真。

- ****稳定性问题****:
- 由于包含反馈, 如果设计不当, IIR 滤波器可能会****变得不稳定****。设计时需要特别注意零极点的分布, 确保所有极点位于单位圆内。

IIR 滤波器的数学表示

IIR 滤波器的输出可以表示为输入信号和输出信号的加权和:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} b_k \cdot x[n-k] - \sum_{m=1}^M a_m \cdot y[n-m]$$

其中:

- $x[n]$ 是输入信号,
- $y[n]$ 是输出信号,
- b_k 和 a_m 分别是滤波器的前向(feedforward)和反馈(feedback)系数,
- N 和 M 分别是滤波器的前向和反馈部分的阶数。

FIR 和 IIR 的比较

| 特性 | FIR 滤波器 | IIR 滤波器 |
|-----------|------------------|-----------------|
| **稳定性** | 始终稳定 | 可能不稳定, 需要注意设计 |
| **相位响应** | 可以设计为线性相位 | 通常是非线性相位 |
| **实现复杂度** | 需要较高阶数(更多计算量) | 通常需要较低阶数(更高效) |
| **反馈** | 无反馈(只依赖输入信号) | 包含反馈(依赖输入和输出信号) |
| **计算复杂度** | 计算量较大, 特别是对于低频滤波 | 对于相同的效果, 计算量较少 |
| **应用场景** | 音频处理、雷达信号处理等 | 电路模拟、模拟滤波器的离散化 |

FIR 和 IIR 的设计方法

FIR 滤波器的设计

1. **窗函数法(Window Method)**:

- 使用理想滤波器的截断冲激响应并与窗函数(如矩形窗、汉宁窗、黑曼窗等)相乘, 以获得有限长度的 FIR 滤波器。

2. **频率采样法(Frequency Sampling Method)**:

- 通过在频域中选择滤波器的频率响应样本点, 然后进行反傅里叶变换得到时域的滤波器系数。

3. **最小二乘法(Least Squares Method)**:

- 通过最小化实际频率响应和期望频率响应之间的误差来设计 FIR 滤波器, 适用于对通带和阻带有较高要求的滤波器。

IIR 滤波器的设计

1. **模拟滤波器变换**:

- 常用的方法是首先设计模拟滤波器(如巴特沃斯滤波器、切比雪夫滤波器), 然后通过**双线性变换**将其转换为数字滤波器。

2. **脉冲不变法(Impulse Invariance Method)**:

- 将模拟滤波器的脉冲响应直接采样, 得到 IIR 滤波器的冲激响应, 从而实现模拟到数字的转换。

例子: MATLAB 中的 FIR 和 IIR 滤波器设计

MATLAB 提供了强大的工具来设计 FIR 和 IIR 滤波器, 例如通过 `fdatool` 或使用命令行函数。

FIR 滤波器设计(使用窗函数法)

```
```matlab
% 使用汉宁窗设计一个低通 FIR 滤波器
N = 50; % 滤波器阶数
Fc = 0.3; % 截止频率(相对于 Nyquist 频率)
b = fir1(N, Fc, hanning(N+1)); % 设计滤波器
fvtool(b, 1); % 可视化滤波器的频率响应
```
```

IIR 滤波器设计(使用巴特沃斯滤波器)

```
```matlab
% 设计一个巴特沃斯低通 IIR 滤波器
N = 4; % 滤波器阶数
Fc = 0.3; % 截止频率(相对于 Nyquist 频率)
[b, a] = butter(N, Fc); % 设计滤波器
fvtool(b, a); % 可视化滤波器的频率响应
```
```

总结

- **FIR 滤波器**: 稳定、易于实现线性相位, 但可能需要更高的阶数来实现所需的频率特性。
- **IIR 滤波器**: 计算效率高, 能够实现低阶高选择性的滤波器, 但可能引入非线性相位和稳定性问题。

选择 FIR 还是 IIR 滤波器取决于具体的应用场景和设计要求。例如, 在对相位响应要求较高的场景下(如音频信号处理), 通常选择 FIR 滤波器;而在对计算效率要求较高的场景下(如实时系统), IIR 滤波器可能更为合适。

在超声成像中, 原始射频(**RF, Radio Frequency**)信号到图像的转换是超声成像的关键步骤, 通常称为**B 模式成像(B-mode imaging)**。这个过程涉及信号的解调、滤波和扫描转换, 最终生成二维的超声图像供医生进行诊断。下面是 RF 信号到图像的算法步骤的详细介绍:

RF 信号到图像的转换步骤

1. **射频信号采集**:

- **RF 信号**是探头中各个阵元接收到的回波信号。超声探头将发射超声脉冲, 遇到体内不同组织时会产生回波, 探头接收到这些反射的回波, 得到射频信号。
- 这些 RF 信号是高频正弦波, 通常是几 MHz 的频率, 这些信号需要进一步处理才能得到我们熟悉的灰度图像。

2. ****下变频与解调****:

- ****包络检测 (Envelope Detection)****:
 - **RF** 信号是高频的载波信号, 通过包络检测, 可以提取到包络信号, 代表回波信号的强度。
 - 通常通过对 **RF** 信号进行****正交解调 (Quadrature Demodulation)****来获得包络信号。这一步将高频的 **RF** 信号转换为低频的基带信号(**IQ** 信号), 即同相分量(**I**)和正交分量(**Q**)。
- ****Hilbert 变换****:
 - 一种常用的方法是使用 ****Hilbert 变换****来计算 **RF** 信号的包络, 这种变换能够在时域上找到信号的包络, 而不需要下变频和滤波。

3. ****滤波和包络检测****:

- 包络信号通常通过****低通滤波器****进行滤波, 以去除高频成分和多余噪声, 使包络更加平滑, 得到的信号称为****包络信号****。
- 包络信号代表了超声回波的能量, 可以直接用于后续的灰度图生成。

4. ****对数压缩 (Log Compression)****:

- 包络信号的动态范围非常大(由于组织反射的超声波强度变化范围大), 为了将其表示在有限的灰度级范围内(例如 **0** 到 **255**), 通常需要对信号进行****对数压缩****。
- 对数压缩可以将较大的动态范围映射到较小的范围, 增强对比度, 使得弱回波(例如软组织的反射)在最终的图像中也能被显示出来。

5. ****扫描转换 (Scan Conversion)****:

- 在采集 **RF** 数据时, 超声探头发射的波束通常是扇形或线性分布的。因此, 得到的数据不是规则的矩形网格。
- ****扫描转换****是将扇形或极坐标下的回波数据转换为我们通常看到的矩形图像的过程。这一步主要是为了便于显示和处理。
- 扫描转换涉及将极坐标下的采样点重新插值为笛卡尔坐标下的点。

6. ****灰度映射****:

- 经过压缩和转换后的信号被映射到灰度值, 用于生成****B 模式图像****。图像中的每个像素的灰度值对应于包络信号的强度。
- 灰度图像的生成可以通过查找表 (**LUT**) 实现, 将包络信号的幅值映射到 **0-255** 的灰度级别。

RF 到图像的算法示例 (Python 实现)

以下是一个简化的 **RF** 信号到 **B 模式** 图像的实现示例, 使用 **Python** 进行处理。

```
```python
import numpy as np
```

```

import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.signal import hilbert

假设我们有一个模拟的 RF 信号矩阵
RF 信号矩阵 (M x N), M 是深度采样点数, N 是超声束的数量
rf_data = np.random.randn(512, 128) # 512 个深度采样, 128 条超声束

1. 使用 Hilbert 变换获取包络信号
analytic_signal = hilbert(rf_data, axis=0) # 对每一列(对应一个超声束)进行 Hilbert 变换
envelope = np.abs(analytic_signal) # 包络是 Hilbert 变换后的复数信号的模

2. 对数压缩
compressed_envelope = 20 * np.log10(envelope + 1e-5) # 加 1e-5 是为了防止取对数时出现负无穷大

3. 灰度图像的映射
将包络信号映射到 0 到 255 的范围
min_val = np.min(compressed_envelope)
max_val = np.max(compressed_envelope)
gray_image = 255 * (compressed_envelope - min_val) / (max_val - min_val)
gray_image = gray_image.astype(np.uint8)

4. 显示图像
plt.imshow(gray_image, cmap='gray', aspect='auto')
plt.title('B-mode Ultrasound Image')
plt.xlabel('Scanlines')
plt.ylabel('Depth')
plt.colorbar(label='Intensity (dB)')
plt.show()

```

### 重要步骤的解释

1. **Hilbert 变换**:

- 使用 Hilbert 变换获取包络信号是为了获得 RF 信号的“瞬时幅度”。  
`scipy.signal.hilbert` 可以方便地计算 Hilbert 变换, 得到包络信号的复数形式, 通过取其绝对值来获取包络。

2. **对数压缩**:

- 信号的动态范围很大, 而图像的灰度范围有限(通常为 8 位, 0 到 255)。对数压缩使得大动态范围信号适合显示, 并且可以增强弱信号的可见性。

### 3. \*\*灰度映射\*\*:

- 线性映射的目的是将压缩后的包络信号转换为图像的灰度级范围, 以便生成 B 模式图像。在这一步中, 可以使用线性缩放或自定义的查找表来映射信号强度到合适的灰度值。

### ### 物理背景与意义

#### - \*\*RF 信号的特性\*\*:

- RF 信号是在组织内部传播时产生的反射信号, 包含了组织的结构信息。它是正弦波的形式, 具有较高的频率, 反映了超声波在组织中的传播和反射特性。

#### - \*\*包络信号的物理含义\*\*:

- 包络信号表示回波的强度, 与组织的反射系数相关。组织反射强的部分对应包络中的高值, 在最终的 B 模式图像中表现为亮点, 而反射弱的部分表现为暗点。

#### - \*\*对数压缩的作用\*\*:

- 人眼对亮度的感知是对数关系的。对包络信号进行对数压缩, 不仅使得动态范围适合显示, 还能增强对比度, 使得细微的组织结构更加清晰。

### ### 总结

RF 信号到图像的转换是超声成像中的重要步骤, 它主要涉及以下几步:\*\*包络检测\*\* (通过 Hilbert 变换或下变频解调)、\*\*对数压缩\*\*、\*\*扫描转换\*\*和\*\*灰度映射\*\*。通过这些步骤, 将高频的 RF 信号转换为直观的灰度图像, 使医生能够方便地观察和诊断病人的内部组织结构。

这些算法的实现虽然比较直接, 但在实际系统中可能需要考虑信号的实时性、噪声的影响以及处理的复杂度。先进的超声成像系统还可能使用更多的信号处理技术, 如相干成像、合成孔径技术等, 以提高成像质量和分辨率。

---

超声阵列探头是超声成像系统中的关键组件, 负责产生和接收超声波。它的结构和工作方式直接影响了超声成像的质量和分辨率。超声阵列探头包含多个超声换能器元件, 这些元件通过共同工作来产生高分辨率的图像。以下是超声阵列探头的结构分析及其关键组成部分:

### ### 超声阵列探头的结构

### 1. **\*\*压电晶体阵元 (Piezoelectric Elements)\*\***:

- 阵列探头的核心部件是多个**\*\*压电晶体元件\*\***，它们是将电信号转换为超声波(发射)，或将超声波转换为电信号(接收)的核心元件。
- 每个阵元通常由压电材料制成(如钛酸锆钛酸铅(PZT))，这些材料具有**\*\*压电效应\*\***，即在施加电场时产生机械变形，而在受到机械应力时产生电场。
- 在一个典型的阵列探头中，通常有数十到数百个这样的阵元排列成不同的几何形状(如线性、曲面、环形等)。

### 2. **\*\*声耦合层 (Matching Layer)\*\***:

- **\*\*声耦合层\*\***是位于压电元件和组织之间的一层材料，用于改善声波的传输效率。
- 由于压电材料和人体组织之间声阻抗差异较大，直接接触会导致声能的大量反射，影响成像效果。声耦合层的设计是为了尽量匹配声阻抗，从而最大限度地减少反射，提高声能传输效率。
- 通常，声耦合层的厚度设计为四分之一波长( $\lambda/4$ )，以减少反射。

### 3. **\*\*声透镜 (Acoustic Lens)\*\***:

- **\*\*声透镜\*\***安装在阵列探头的最外部，用于聚焦超声波，使得超声波在特定深度处具有较高的强度。
- 透镜可以改变声束的形状和焦点，提高探头在不同深度上的分辨率。这些透镜一般是由硅胶或橡胶等材料制成的。

### 4. **\*\*背衬层 (Backing Layer/Damping Layer)\*\***:

- **\*\*背衬层\*\***位于压电元件的背面，其作用是**\*\*抑制超声脉冲的持续时间\*\***，以获得较短的超声脉冲。
- 背衬层材料通常具有较高的衰减特性，可以吸收不需要的背向声波，减少多余振动的时间，从而提高纵向分辨率。
- 理想的背衬材料应有与压电晶体相近的声阻抗，并且能有效地吸收能量。

### 5. **\*\*阵列排布 (Array Arrangement)\*\***:

- 根据阵元的排布方式，超声阵列探头可以分为以下几种类型：
  - **\*\*线性阵列 (Linear Array)\*\***:阵元以线性方式排列，用于常规的二维成像。每次激励一部分阵元，通过线性扫描获得图像。
  - **\*\*相控阵列 (Phased Array)\*\***:阵元紧密排列，通过控制每个阵元的激励时间(延迟)，实现声束的相控聚焦和方向性控制。通常用于心脏等需要深度和宽广视角的成像。
  - **\*\*凸阵 (Curved/Convex Array)\*\***:阵元排列成弧形，通过声束的扇形扫描覆盖较宽的视场，适合腹部成像。
  - **\*\*环阵 (Annular Array)\*\***:阵元排列成同心圆形，通常用于聚焦的深度控制，适合三维成像。

### 6. **\*\*柔性电缆 (Flexible Cables)\*\***:

- **柔性电缆**用于将探头内的阵元与外部的超声系统连接。它们负责传输阵元接收的信号到系统, 以及将超声系统产生的激励信号传输到阵元。
- 这些电缆需要有良好的柔韧性和屏蔽性, 以减少外界电磁干扰并保证信号的传输质量。

#### 7. **声学阻抗匹配和声耦合剂**:

- 在探头和人体之间, 使用**声耦合剂**(如超声凝胶)来消除空气对超声波传输的影响, 因为空气会严重反射超声波。声耦合剂能保证声波在探头和皮肤之间有效传递, 减少声波的损失。

### ### 超声阵列探头的工作原理

#### 1. **超声波的发射**:

- 在发射过程中, 超声系统向压电阵元施加一个高频电信号, 使其发生机械振动并发出超声波。
- 在相控阵列探头中, 通过对各个阵元施加不同的延迟电信号, 可以实现声束的聚焦和方向控制。这种方式可以实现动态聚焦, 从而提高成像质量。

#### 2. **超声波的接收**:

- 反射波到达阵元后, 压电材料将机械振动转换为电信号。接收到的信号通过柔性电缆传输到超声系统进行处理。
- 接收到的回波信号的幅度和延迟可以用于计算反射体的特性和位置, 从而在屏幕上形成图像。

#### 3. **波束形成(Beamforming)**:

- 在接收过程中, 通过对不同阵元接收到的回波信号进行**加权和延迟处理**, 可以实现波束的**聚焦和方向选择**, 这就是**波束形成**的过程。
- 波束形成的结果是一个具有高分辨率的二维切面图像, 它反映了超声波在组织中的传播和反射特性。

### ### 不同类型的超声阵列探头

#### 1. **线性阵列探头(Linear Array Probe)**:

- 阵元以直线排列, 发射和接收的声束垂直于探头表面, 覆盖一个矩形的视场。
- 适用于表浅的器官和组织的成像, 如甲状腺、血管等。

#### 2. **凸阵探头(Curved Array Probe)**:

- 阵元沿着一个弧形排列, 形成扇形的视场, 适合较大视野的成像, 如腹部成像。
- 弧形结构使得探头能够更好地适应人体表面, 特别是用于腹部等部位的成像。

#### 3. **相控阵探头(Phased Array Probe)**:

- 阵元紧密排列, 通过控制激励信号的相位来控制声束的方向和聚焦。

- 由于相控阵探头具有较宽的视角, 因此非常适用于心脏成像、胎儿检查等需要深度观察的应用。

#### 4. \*\*环阵探头 (Annular Array Probe) \*\*:

- 阵元呈环状排列, 可以实现深度的动态聚焦, 用于三维成像或细胞水平的成像。

### ### 超声阵列探头的优势

#### 1. \*\*高分辨率\*\*:

- 通过阵列排列和波束形成技术, 可以实现精确的焦点控制和多角度观察, 得到高分辨率的图像。

#### 2. \*\*动态聚焦\*\*:

- 动态聚焦通过对每个阵元的延时控制, 可以在不同的深度上实现良好的聚焦, 从而提高图像质量。

#### 3. \*\*灵活性\*\*:

- 阵列探头可以通过电控改变声束方向, 而无需物理移动探头。这使得操作更加灵活, 适用于动态和复杂的成像需求。

### ### 总结

超声阵列探头的结构主要包括\*\*压电晶体阵元\*\*、\*\*声耦合层\*\*、\*\*背衬层\*\*、\*\*声透镜\*\*、\*\*柔性电缆\*\*等部件。探头中的\*\*阵元排列\*\*方式和类型决定了其适用的成像场景和优缺点。通过控制阵元的激励时序, 超声阵列探头可以实现\*\*声束的聚焦和方向控制\*\*, 从而得到具有高分辨率和高质量的图像。这些特性使得超声阵列探头成为现代超声成像系统中不可或缺的核心组件, 广泛应用于医学成像和诊断领域。

---

在超声成像中, \*\*波束形成 (Beamforming) \*\*是将多个超声换能器元件接收到的信号进行加权和相位调整, 生成一个聚焦的超声信号。波束形成后的信号包含了不同位置的组织的反射信息, 通过进一步的信号处理, 可以将这些信息转换为二维或三维的超声图像。以下是从波束形成的信号到超声图像的转换过程的详细步骤。

### ### 波束形成后的信号处理到图像的转换步骤

#### 1. \*\*包络检测 (Envelope Detection) \*\*

- 波束形成后的信号仍然是高频的射频 (RF) 信号, 这些信号反映了超声波在不同深度位置处的反射情况。

- \*\*包络检测\*\*用于提取 RF 信号的强度信息, 而强度信息与组织的反射强度密切相关。

- 典型的包络检测方法是使用 **Hilbert 变换** 来获取信号的包络。具体来说, 包络检测通过对 **RF** 信号进行正交解调或使用 **Hilbert 变换** 来得到其幅度(即包络)。

例如, 假设波束形成后的 **RF** 信号为  $s(t)$ , 经过 **Hilbert 变换** 后得到的包络信号为:

$$e(t) = \sqrt{s(t)^2 + \hat{s}(t)^2}$$

其中,  $\hat{s}(t)$  是通过 **Hilbert 变换** 得到的信号的正交分量。

## 2. **对数压缩 (Log Compression)**

- 包络信号的动态范围通常非常大(比如从几十到上百万), 需要进行压缩, 以使得其适合显示在图像上。

- **对数压缩** 是一种常见的压缩方法, 将信号的动态范围缩小, 并使得弱反射信号更容易被显示和观察。

- 压缩后的信号可以表示为:

$$c(t) = 20 \log_{10}(e(t) + \epsilon)$$

其中  $\epsilon$  是一个小值, 防止对数运算中的零值出现。

## 3. **扫描转换 (Scan Conversion)**

- 波束形成后的数据通常是按声束排列的, 这些声束可能是线性排列的(线性阵列)或是以扇形分布的(相控阵列或凸阵)。因此, 波束形成的数据在空间上是按极坐标或其他非规则形式排列的。

- **扫描转换** 将这些数据转换为 **笛卡尔坐标** 下的规则网格, 便于在显示器上以矩形的形式显示。

- 这个过程涉及将极坐标或扇形的数据重新插值为标准的矩形网格。例如, 在 **MATLAB** 中可以使用插值函数(如 `interp2`)实现极坐标到笛卡尔坐标的转换。

## 4. **灰度映射 (Gray Level Mapping)**

- 压缩后的信号需要映射到灰度级(通常是 0 到 255)以生成最终的 **B 模式图像**。

- 通过线性或非线性映射, 可以将压缩后的包络信号强度值映射到 8 位的灰度值, 从而得到显示在屏幕上的黑白图像。

- 这一步骤是为了增强图像的对比度, 使得组织和边界更清晰可见。

## 5. **显示 (Visualization)**

- 经过上述步骤处理后的灰度图像数据可以通过计算机或显示器显示出来。显示的图像中, 亮的区域代表较强的超声反射(例如界面和密度较高的组织), 而暗的区域代表较弱的反射(例如液体和疏松组织)。

### 从波束形成信号到图像的 Python 示例代码

以下是使用 Python 实现从波束形成的信号到 B 模式图像的一个简单流程：

```
```python
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.signal import hilbert

# 假设我们有一个波束形成后的 RF 信号矩阵
# RF 信号矩阵 (M x N), M 是深度采样点数, N 是超声束的数量
rf_data = np.random.randn(512, 128) # 512 个深度采样, 128 条超声束

# 1. 使用 Hilbert 变换获取包络信号
analytic_signal = hilbert(rf_data, axis=0) # 对每一列(对应一个超声束)进行 Hilbert 变换
envelope = np.abs(analytic_signal) # 包络是 Hilbert 变换后的复数信号的模

# 2. 对数压缩
compressed_envelope = 20 * np.log10(envelope + 1e-5) # 加 1e-5 是为了防止取对数时出现负无穷大

# 3. 将包络信号映射到灰度图像
min_val = np.min(compressed_envelope)
max_val = np.max(compressed_envelope)
gray_image = 255 * (compressed_envelope - min_val) / (max_val - min_val)
gray_image = gray_image.astype(np.uint8)

# 4. 显示图像
plt.imshow(gray_image, cmap='gray', aspect='auto')
plt.title('B-mode Ultrasound Image')
plt.xlabel('Scanlines')
plt.ylabel('Depth')
plt.colorbar(label='Intensity (dB)')
plt.show()
```
```

### 各步骤的物理意义

1. \*\*包络检测\*\*:

- 经过波束形成后的 RF 信号包含了组织结构的信息。包络检测提取信号的强度信息, 反映了不同深度处的反射特性。

- 包络检测后的信号代表回波的能量分布，可以直接用于生成灰度图像。

## 2. **对数压缩**:

- 超声回波信号的强度会随深度迅速衰减，且不同组织的反射强度差异很大。对数压缩将这些差异缩小，以便在有限的灰度范围内显示。
- 这一步对于增强图像的对比度，使得各种组织在图像中可见性更好非常重要。

## 3. **扫描转换**:

- 超声探头采集的数据通常按极坐标排列，例如在相控阵探头中，声束以扇形方式发射。为了显示在平面显示器上，需要将数据转换为笛卡尔坐标，这样图像才符合人们的观察习惯。

## 4. **灰度映射**:

- 将信号强度映射到灰度级别上，使得人眼能够直观地理解组织的不同反射特性。强反射对应较高的灰度值(白色)，弱反射对应较低的灰度值(黑色)。

### ### 超声图像的最终显示

- **B 模式图像**: 将包络压缩信号的强度映射到灰度级别上，得到的就是标准的**B 模式图像**，这是一种二维的黑白图像，其中每个像素的亮度代表该位置处超声波反射的强度。
- **二维切片**: **B 模式图像**实际上是一个二维切片，通过不同的扫描线组合形成的二维图像。这些切片可以用于观察组织的结构和病变，例如肌肉、脂肪、血管等。

### ### 总结

波束形成后的信号到超声图像的转换主要包括以下步骤:**包络检测**(提取信号的强度信息)、**对数压缩**(压缩信号动态范围)、**扫描转换**(将数据转换为适合显示的网格)和**灰度映射**(将信号映射到灰度级别)。这些步骤最终生成二维的 **B 模式图像**，为医生提供可视化的组织结构信息。

超声图像的质量和分辨率不仅取决于探头和波束形成的质量，也与这些后续的信号处理步骤密切相关。因此，精细的信号处理能够有效提高成像质量，从而为临床诊断提供更可靠的数据支持。

## 开源的超声项目

MELAGE: A purely python based Neuroimaging software (Neonatal)

<https://arxiv.org/abs/2309.07175>

<https://www.frontiersin.org/journals/human-neuroscience/articles/10.3389/fnhum.2020.00052/full>

Hybrid MRI-Ultrasound acquisitions, and scannerless real-time imaging

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/mrm.26467>

<https://github.com/fpreiswerk/OCMDemo>

超声教学(大学课程/挪威科技大学)丰富的图片和动画

[https://folk.ntnu.no/stoylen/strainrate/Basic\\_ultrasound](https://folk.ntnu.no/stoylen/strainrate/Basic_ultrasound)

Simulating B-mode Ultrasound Images Example

[http://www.k-wave.org/documentation/example\\_us\\_bmode\\_linear\\_transducer.php](http://www.k-wave.org/documentation/example_us_bmode_linear_transducer.php)

Ultrasound Transducer (Part 1) Piezoelectric Material and Matching Layer | Ultrasound Physics

<https://www.youtube.com/watch?v=3oVf0r51Fzw>

## 流体力学算法

### Optic Flow 光流法

[https://en.wikipedia.org/wiki/Lucas%E2%80%93Kanade\\_method](https://en.wikipedia.org/wiki/Lucas%E2%80%93Kanade_method)

[https://clust.ethz.ch/opendownload/CLUST2015/makhinya\\_clust15.pdf](https://clust.ethz.ch/opendownload/CLUST2015/makhinya_clust15.pdf)

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9279369/>

[https://csg.csail.mit.edu/6.375/6\\_375\\_2011/www/handouts/other/group3\\_final.pdf](https://csg.csail.mit.edu/6.375/6_375_2011/www/handouts/other/group3_final.pdf)

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9288183/>

<http://home.ee.ntu.edu.tw/classnotes/paper/Lech.pdf>

<https://html.rhhz.net/YXXB/html/20210314.htm>

<https://wulixb.iphy.ac.cn/pdf-content/10.7498/aps.64.094306.pdf>

[https://www.cjmit.com/cjmit/ch/reader/download\\_pdf.aspx?file\\_no=20070239&year\\_id=2007&quarter\\_id=2&falg=1](https://www.cjmit.com/cjmit/ch/reader/download_pdf.aspx?file_no=20070239&year_id=2007&quarter_id=2&falg=1)

<https://wulixb.iphy.ac.cn/pdf-content/10.7498/aps.62.084708.pdf>

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9935196/>

<https://patents.google.com/patent/CN103330576B/zh>

<https://patentimages.storage.googleapis.com/d4/76/fo/ofca432394f38a/CN103330576B.pdf>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301562920301861>

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9927710/>

## Lucas Kanade Algorithm

<https://github.com/gkouros/intro-to-cv-ud810>

[https://www.umbjournal.org/article/S0301-5629\(16\)00112-5/abstract](https://www.umbjournal.org/article/S0301-5629(16)00112-5/abstract)

C++ Code

<https://github.com/placeforyiming/CVPR21-Deep-Lucas-Kanade-Homography>

# 论文框架

<https://app.jenni.ai/editor/lP2EcjQHGYNrhlNwJDPY>

<https://g.co/gemini/share/aceb067foe57>

2025/2/3

阅读代码

`imregionalmax`

Matlab自带函数, 一个像素跟周边的8个像素比较大小, 找出局部最大