



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110188808 B

(45) 授权公告日 2021.08.24

(21) 申请号 201910427648.X

G06T 7/00 (2017.01)

(22) 申请日 2019.05.22

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 102973271 A, 2013.03.20

申请公布号 CN 110188808 A

CN 107274462 A, 2017.10.20

(43) 申请公布日 2019.08.30

审查员 谭碧云

(73) 专利权人 山东颐邦齐鲁医生集团管理有限公司

地址 250000 山东省济南市市中区腊山路  
18-12号2号楼301-401室

(72) 发明人 胡予鑫

(74) 专利代理机构 济南舜昊专利代理事务所  
(特殊普通合伙) 37249

代理人 李舜江

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

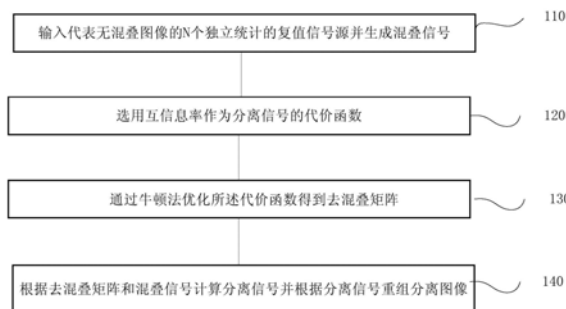
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

一种磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质

(57) 摘要

本发明提供一种磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质,包括:输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;选用互信息率作为分离信号的代价函数;通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像。本发明无需使用任何额外训练数据的复值独立分量分析(ICA)方法。本发明中,我们汲取了现有分离算法的优势,并首次使用互信息率作为磁共振混叠图像分离问题的代价函数,使本发明兼顾了数据的非高斯性和样本独立性。



1. 一种磁共振图像分离方法,其特征在于,包括:

输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

选用互信息率作为分离信号的代价函数;

通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像;

所述选用互信息率作为分离信号的代价函数,包括:

通过将分离信号 $y(t)$ 看作N个随机变量利用公式  $MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$

计算互信息率,其中, $H_r(y_i)$ 是第i个分离的信号的熵率,且定义为

$$H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}, H_r(y_i) \text{ 是向量 } y_i \text{ 的熵, } y_i^n \text{ 是 } y_i \text{ 的第 } n \text{ 个元素, } T \text{ 是 } y_i \text{ 向量的维度, } H_r(x) \text{ 是常数项;}$$

根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$  计算分离信号的代价函数,其

中  $\log |\det(W)|$  是正则化项;

所述通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵,包括:

利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} \frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优化代价函数,其中

$$H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i, \text{ 且 } \tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T, H_i \text{ 是垂直于 } W_i \text{ 的单位向量;}$$

通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

2. 根据权利要求1所述的磁共振图像分离方法,其特征在于,所述输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号,包括:

将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

根据线性混叠矩阵和N个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

3. 一种磁共振图像分离系统,其特征在于,包括:

信号输入单元,配置用于输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

函数构造单元,配置用于选用互信息率作为分离信号的代价函数;

函数优化单元,配置用于通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

分离计算单元,配置用于根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像;

所述函数构造单元包括:

MIR 计算单元,配置用于通过将分离信号 $y(t)$ 看作N个随机变量利用公式

$$MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x) \text{ 计算互信息率,其中, } H_r(y_i) \text{ 是第 } i \text{ 个分离}$$

的信号的熵率,且定义为  $H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$ ,  $H_r(y_i)$  是向量  $y_i$  的熵,  $y_i^n$  是  $y_i$  的第  $n$  个元素,  $T$  是  $y_i$  向量的维度,  $H_r(x)$  是常数项;

函数构造模块,配置用于根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$  计算分离信号的代价函数,其中  $\log |\det(W)|$  是正则化项;

所述函数优化单元包括:

函数优化模块,配置用于利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优化代价函数,其中  $H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ ,  $H_i$  是垂直于  $W_i$  的单位向量;

相似排序模块,配置用于通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

矩阵校正模块,配置用于根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

4. 根据权利要求3所述的磁共振图像分离系统,其特征在于,所述信号输入单元包括:

图像划分模块,配置用于将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

信号生成模块,配置用于根据线性混叠矩阵和  $N$  个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

5. 一种终端,其特征在于,包括:

处理器;

用于存储处理器的执行指令的存储器;

其中,所述处理器被配置为执行权利要求1-2任一项所述的方法。

6. 一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质,其特征在于,该程序被处理器执行时实现如权利要求1-2中任一项所述的方法。

## 一种磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明属于磁共振技术领域,具体涉及一种磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质。

### 背景技术

[0002] 磁共振成像(MRI)已成为临床医学中广泛使用的医疗影像手段。然而,磁共振成像不能被广泛便捷使用的核心问题之一就是磁共振成像的图像需要对患者进行长时间的扫描,在3D成像中这一问题尤为显著。

[0003] 该问题的常见的解决方法是相位调制多层激发(CAIPIRINHA, controlled aliasing in parallel imaging results in higher acceleration),以同时获取不同切片的图像。每个线圈同时扫描实际空间中的两个或更多个不同切片,以便显著减少扫描时间。但是,由于扫描得到的图像是实空间的混叠图像(如图1),因而扫描后需要进行后处理以分离不同的图像切片。从CAIPIRINHA产生的混叠图像分离图像的传统方法是使用并行成像,但这种方法需要额外的信息和时间。

[0004] 从问题定义上讲,这—问题是图像领域的“鸡尾酒会问题”的推广。例如,当前语音识别技术已经可以以较高精度识别一个人所讲的话,但是当在鸡尾酒会上,说话的人数为两人或者多人时,语音识别率就会极大的降低,这一难题被称为鸡尾酒会问题。在磁共振成像中使用CAIPIRINHA获得的混叠图像即可以看做是两个说话者与两个记录器的鸡尾酒会问题,如图1所示。而我们的问题便是如何将混叠的图像有效地分离。

[0005] 目前,复值信号是常见见的解决此类问题的手段。其经常出现在各种实际产业技术应用中,如通信、雷达和生物成像等技术。在源信号具有统计独立性质的假设下,独立分量分析(ICA)是盲源分离问题最常见和最成功的方法之一。

[0006] 大多数ICA算法利用以下两个属性中的一个:非高斯、样本依赖。目前已有的相关算法如FastICA、Infomax和RADICAL在非高斯数据上表现良好但忽略了样本依赖性。另外一些相关算法如二阶盲识别算法SOBI、使用时间结构进行盲分离的算法TDSEP和权重调整的二阶盲分离算法WASOBI利用了数据中的样本依赖性,但是没有处理数据非高斯性的能力。

### 发明内容

[0007] 针对现有技术的上述不足,本发明提供一种磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质,以解决上述技术问题。

[0008] 第一方面,本发明提供一种磁共振图像分离方法,包括:

[0009] 输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

[0010] 选用互信息率作为分离信号的代价函数;

[0011] 通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

[0012] 根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像。

[0013] 进一步的,所述输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信

号,包括:

[0014] 将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

[0015] 根据线性混叠矩阵和N个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

[0016] 进一步的,所述选用互信息率作为分离信号的代价函数,包括:

[0017] 通过将分离信号 $y(t)$ 看作N个随机变量利用公式

$MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$  计算互信息率,其中, $H_r(y_i)$  是第i个分离

的信号的熵率,且定义为  $H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$ ,  $H_r(y_i)$  是向量 $y_i$

的熵, $y_i^n$  是 $y_i$ 的第n个元素,T是 $y_i$ 向量的维度, $H_r(x)$  是常数项;

[0018] 根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$  计算分离信号的代价函

数,其中 $\log |\det(W)|$  是正则化项。

[0019] 进一步的,所述通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵,包括:

[0020] 利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优化代价函数,其中其中

$H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ ,  $H_i$  是垂直于 $W_i$ 的单位向量;

[0021] 通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

[0022] 根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

[0023] 第二方面,本发明提供一种磁共振图像分离系统,包括:

[0024] 信号输入单元,配置用于输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

[0025] 函数构造单元,配置用于选用互信息率作为分离信号的代价函数;

[0026] 函数优化单元,配置用于通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

[0027] 分离计算单元,配置用于根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像。

[0028] 进一步的,所述信号输入单元包括:

[0029] 图像划分模块,配置用于将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

[0030] 信号生成模块,配置用于根据线性混叠矩阵和N个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

[0031] 进一步的,所述函数构造单元包括:

[0032] MIR计算单元,配置用于通过将分离信号 $y(t)$ 看作N个随机变量利用公式

$MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$  计算互信息率,其中, $H_r(y_i)$  是第i个分离

的信号的熵率,且定义为  $H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$ ,  $H_r(y_i)$  是向量  $y_i$  的熵,  $y_i^n$  是  $y_i$  的第  $n$  个元素,  $T$  是  $y_i$  向量的维度,  $H_r(x)$  是常数项;

[0033] 函数构造模块,配置用于根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$

计算分离信号的代价函数,其中  $\log |\det(W)|$  是正则化项。

[0034] 进一步的,所述函数优化单元包括:

[0035] 函数优化模块,配置用于利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优

化代价函数,其中  $H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ ,  $H_i$  是垂直于  $W_i$  的单位向量;

[0036] 相似排序模块,配置用于通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

[0037] 矩阵校正模块,配置用于根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

[0038] 第三方面,提供一种终端,包括:

[0039] 处理器、存储器,其中,

[0040] 该存储器用于存储计算机程序,

[0041] 该处理器用于从存储器中调用并运行该计算机程序,使得终端执行上述的终端的方法。

[0042] 第四方面,提供了一种计算机存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述各方面所述的方法。

[0043] 本发明的有益效果在于,

[0044] 本发明提供的磁共振图像分离方法、系统、终端及存储介质,无需使用任何额外训练数据的复值独立分量分析(ICA)方法。本发明中,我们汲取了背景技术提到算法的优势,并首次使用互信息率作为磁共振混叠图像分离问题的代价函数,使本发明兼顾了数据的非高斯性和样本独立性。

[0045] 此外,本发明设计原理可靠,结构简单,具有非常广泛的应用前景。

## 附图说明

[0046] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,对于本领域普通技术人员而言,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0047] 图1是本发明一个实施例的方法的示意性流程图。

[0048] 图2是本发明一个实施例的方法的示意性效果图。

[0049] 图3是本发明一个实施例的方法的示意性效果图。

[0050] 图4是本发明一个实施例的系统的示意性框图。

[0051] 图5为本发明实施例提供的一种终端的结构示意图。

## 具体实施方式

[0052] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明中的技术方案,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都应当属于本发明保护的范围。

[0053] 下面对本发明中出现的术语进行解释。

[0054] 图1是本发明一个实施例的方法的示意性流程图。其中,图1执行主体可以为一种磁共振图像分离系统。

[0055] 如图1所示,该方法100包括:

[0056] 步骤110,输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

[0057] 步骤120,选用互信息率作为分离信号的代价函数;

[0058] 步骤130,通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

[0059] 步骤140,根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像。

[0060] 可选地,作为本发明一个实施例,所述输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号,包括:

[0061] 将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

[0062] 根据线性混叠矩阵和N个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

[0063] 可选地,作为本发明一个实施例,所述选用互信息率作为分离信号的代价函数,包括:

[0064] 通过将分离信号 $y(t)$ 看作N个随机变量利用公式

$$MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$$
 计算互信息率,其中, $H_r(y_i)$  是第i个分离

的信号的熵率,且定义为  $H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$ ,  $H_r(y_i)$  是向量 $y_i$ 的熵, $y_i^n$  是 $y_i$ 的第n个元素,T是 $y_i$ 向量的维度, $H_r(x)$  是常数项;

[0065] 根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$  计算分离信号的代价函数,其中  $\log |\det(W)|$  是正则化项。

[0066] 可选地,作为本发明一个实施例,所述通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵,包括:

[0067] 利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优化代价函数,其中其中

$H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ ,  $H_i$  是垂直于 $W_i$ 的单位向量;

[0068] 通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

[0069] 根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

[0070] 为了便于对本发明的理解,下面以本发明磁共振图像分离方法的原理,结合实施例中磁共振图像进行分离的过程,对本发明提供的磁共振图像分离方法做进一步的描述。

[0071] 具体的,所述磁共振图像分离方法包括:

[0072] (1) 构建线性混合模型。令 $N$ 个统计独立的复值信号源为 $s(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ ,其代表真实的无混叠图像。 $s(t)$ 通过一个 $N \times N$ 的非奇异混叠矩阵 $A^{N \times N}$ 混合,生成混叠信号 $x(t) = A*s(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T, 1 \leq t \leq T$ 其中, $t$ 是离散时间下标,其代表通过CAIPIRINHA生成的混叠图像。混叠的信号可以通过构造去混叠矩阵 $W^{N \times N}$ 来实现分离,即分离的信号 $y(t) = W*x(t) = [y_1(t), \dots, y_N(t)]^T$ ,其代表经由某分离技术重建的分离后信号。本发明的核心即通过ICA通过训练数据取得最优化的去混叠矩阵 $W$ 以实现混叠图像分离。

[0073] (2) 构造代价函数。本发明选择互信息率(MIR,mutual information rate)作为分离信号 $y(t)$ 的代价函数,它作为一个通用的方法可以同时考虑到数据的非高斯性质和样本独立性。若将分离的信号 $y(t)$ 看作 $N$ 个随机变量,则互信息率可以由下式计算,其中是互信息率的简写。

$$[0074] \quad MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$$

[0075] 其中 $H_r(y_i)$ 是第 $i$ 个分离的信号的熵率,其定义如下。

$$[0076] \quad H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$$

[0077] 其中 $H_r(y_i)$ 是向量 $y_i$ 的熵, $y_i^n$ 收 $y_i$ 的第 $n$ 个元素, $T$ 是 $y_i$ 向量的维度。因为 $H_r(x)$ 与去混叠矩阵 $W$ 无关,是常数项。因此该项技术中的代价函数可以按照下式定义:

$$[0078] \quad J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$$

[0079] 代价函数 $J_r(W)$ 中的 $\log |\det(W)|$ 一项是正则化项。因为熵率 $H_r(y_i)$ 并非尺度不变的,即 $H_r(y_i) \neq H_r(ay_i), a \neq 1$ ,所以若无正则化项的加入,代价函数将会通过放缩 $y_i$ 达到最小,而我们希望其优化的是去混叠矩阵 $W$ 。

[0080] (3) 优化代价函数。本发明通过高效的牛顿法优化以上定义的代价函数 $J_r(W)$ 来计算最优的去混叠矩阵 $W$ 。牛顿法的核心思想是通过迭代点出的一阶梯度和二阶梯度(Hessian矩阵)对目标函数进行二次函数近似,并更新极小值点。本想技术中,为了实现更快的代价函数收敛,使用了去耦合过程将优化问题简化至,针对去耦合矩阵中的每一行向量 $W_i$ 最小化代价函数。这一去耦合过程不仅规避了复杂的矩阵优化问题,而且令牛顿法对该问题可解。这一步是负值独立分量分析算法的核心步骤,即认为每一个信号是互相独立的。对于一次牛顿法迭代过程,Hessian矩阵计算过程如下式所示:

$$[0081] \quad \frac{\partial}{\partial W_i \partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$$



[0082] 其中,其中  $H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ 。Hi是垂直于Wi的单位向量。由此,即可通过牛顿法来获取去混叠矩阵W。

[0083] (4) 像素相关的线性混叠矩阵。为了将复值ICA方法应用于分离由于欠采样而引起的MRI图像混叠问题,需要对磁共振成像中的混叠图像的混叠方式做出进一步的假设。对于真实的MRI扫描仪,线性混叠矩阵A是与像素相关的,并非一个常数矩阵。因此,我们不能直接使用复值独立分量分析。然而,本发明发现,A作为像素位置的函数变化相对缓慢。因此本发明将近似像素组合成块,并为同一块中的像素使用相同的线性混叠矩阵。在获得去混叠矩阵后,将块所有分块组合以重建未混合的图像。然而,ICA算法受到输出顺序、幅值、相位的影响而造成模糊。即输出可能与真实值相差复数常数,且输出顺序可变。为解决上述问题,本发明将混合图像的分成互相重叠的块,由此可校正上述两个问题。具体方法如下。

[0084] 假定选取部分重叠图像块1和图像块2,并表示为向量a,b。使用内积  $\frac{a^T b}{|a||b|}$  定义两向量的相似程度,并以此作为排序的标准。由此对输出进行校正后,我们可通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正,如下式所示。

[0085]  $b_{corr} = (\sum_i \frac{a_i}{b_i} w_i) b$ , 其中  $w_i = \frac{|a_i|}{\sum_i |a_i|}$

[0086] 得到校正后的去混叠矩阵后,根据公式  $y(t) = W * x(t) = [y_1(t), \dots, y_N(t)]^T$  即可得到分离信号。根据分离信号选择合适的分类器最终得到分离重建后的磁共振图像。

[0087] 本实施例的效果示例如图2和图3所示。图2是一个典型的通过 CAIPIRINHA获得的图像。(C) 图像是两层腹部MRI影像 (A) (B) 混叠而成的图像。图3中的 (a) (b) 为两个线圈检测的磁共振混叠图像, (c) (d) 为使用本实施例方法生成的分离后图像。

[0088] 如图4示,该系统400包括:

[0089] 信号输入单元410,用于输入代表无混叠图像的N个独立统计的复值信号源并生成混叠信号;

[0090] 函数构造单元420,用于选用互信息率作为分离信号的代价函数;

[0091] 函数优化单元430,用于通过牛顿法优化所述代价函数得到去混叠矩阵;

[0092] 分离计算单元440,用于根据去混叠矩阵和混叠信号计算分离信号并根据分离信号重组分离图像。

[0093] 可选地,作为本发明一个实施例,,所述信号输入单元包括:

[0094] 图像划分模块,配置用于将混叠图像的近似像素组合成图像块并根据图像块像素生成相应的线性混叠矩阵;

[0095] 信号生成模块,配置用于根据线性混叠矩阵和N个独立统计的复值信号源生成混叠信号。

[0096] 可选地,作为本发明一个实施例,所述函数构造单元包括:

[0097] MIR计算单元,配置用于通过将分离信号  $y(t)$  看作N个随机变量利用公式

$MIR(y_1 \dots y_n) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - \log |\det(WW^H)| - H_r(x)$  计算互信息率,其中,  $H_r(y_i)$  是第i个分离

的信号的熵率,且定义为  $H_r(y_i) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{H(y_i)}{T} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{-\sum_{n=1}^T P(y_i^n) \log(P(y_i^n))}{T}$ ,  $H_r(y_i)$  是向量  $y_i$  的熵,  $y_i^n$  是  $y_i$  的第  $n$  个元素,  $T$  是  $y_i$  向量的维度,  $H_r(x)$  是常数项;

[0098] 函数构造模块,配置用于根据互信息率利用公式  $J_r(W) = \sum_{i=1}^N H_r(y_i) - 2 \log |\det(W)|$

计算分离信号的代价函数,其中  $\log |\det(W)|$  是正则化项。

[0099] 可选地,作为本发明一个实施例,所述函数优化单元包括:

[0100] 函数优化模块,配置用于利用公式  $\frac{\partial}{\partial W_i} \frac{\partial}{\partial W_i} J_r(W_i) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2}{\partial y_i^2} H_r(y_i) x x^T - \frac{H_i}{(W_i^T h_i)^2}$  优

化代价函数,其中  $H_i = I - \tilde{W}_i^T (\tilde{W}_i \tilde{W}_i^T)^{-1} \tilde{W}_i$ , 且  $\tilde{W}_i = [W_1, W_2, \dots, W_{i-1}, W_{i+1}, \dots, W_N]^T$ ,  $H_i$  是垂直于  $W_i$  的单位向量;

[0101] 相似排序模块,配置用于通过不同图像块向量之间的内积对图像块进行排序;

[0102] 矩阵校正模块,配置用于根据图像块排序输出去混叠矩阵并通过加权平均的方法对幅值和相位进行自适应校正。

[0103] 图5为本发明实施例提供的一种终端系统500 的结构示意图,该终端系统 500 可以用于执行本发明实施例提供的磁共振图像分离方法。

[0104] 其中,该终端系统500可以包括:处理器510、存储器520及通信单元530。这些组件通过一条或多条总线进行通信,本领域技术人员可以理解,图中示出的服务器的结构并不构成对本发明的限定,它既可以是总线形结构,也可以是星型结构,还可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0105] 其中,该存储器520可以用于存储处理器510的执行指令,存储器520可以由任何类型的易失性或非易失性存储终端或者它们的组合实现,如静态随机存取存储器 (SRAM),电可擦除可编程只读存储器 (EEPROM),可擦除可编程只读存储器 (EPROM),可编程只读存储器 (PROM),只读存储器 (ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。当存储器520中的执行指令由处理器510 执行时,使得终端500能够执行以下上述方法实施例中的部分或全部步骤。

[0106] 处理器510为存储终端的控制中心,利用各种接口和线路连接整个电子终端的各个部分,通过运行或执行存储在存储器520内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器内的数据,以执行电子终端的各种功能和/或处理数据。所述处理器可以由集成电路 (Integrated Circuit,简称IC) 组成,例如可以由单颗封装的IC所组成,也可以由连接多颗相同功能或不同功能的封装IC而组成。举例来说,处理器510可以仅包括中央处理器 (Central Processing Unit,简称CPU)。在本发明实施方式中,CPU可以是单运算核心,也可以包括多运算核心。

[0107] 通信单元530,用于建立通信信道,从而使所述存储终端可以与其它终端进行通信。接收其他终端发送的用户数据或者向其他终端发送用户数据。

[0108] 本发明还提供一种计算机存储介质,其中,该计算机存储介质可存储有程序,该程序执行时可包括本发明提供的各实施例中的部分或全部步骤。所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体 (英文:read-only memory,简称:ROM) 或随机存储记忆体 (英文:

random access memory,简称:RAM)等。

[0109] 本领域的技术人员可以清楚地了解到本发明实施例中的技术可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现。基于这样的理解,本发明实施例中的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中如U盘、移动硬盘、只读存储器 (ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器 (RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质,包括若干指令用以使得一台计算机终端(可以是个人计算机,服务器,或者第二终端、网络终端等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。

[0110] 本说明书中各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可。尤其,对于终端实施例而言,由于其基本相似于方法实施例,所以描述的比较简单,相关之处参见方法实施例中的说明即可。

[0111] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统、系统和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,系统或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0112] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0113] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

[0114] 尽管通过参考附图并结合优选实施例的方式对本发明进行了详细描述,但本发明并不限于此。在不脱离本发明的精神和实质的前提下,本领域普通技术人员可以对本发明的实施例进行各种等效的修改或替换,而这些修改或替换都应在本发明的涵盖范围内/任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应所述以权利要求的保护范围为准。

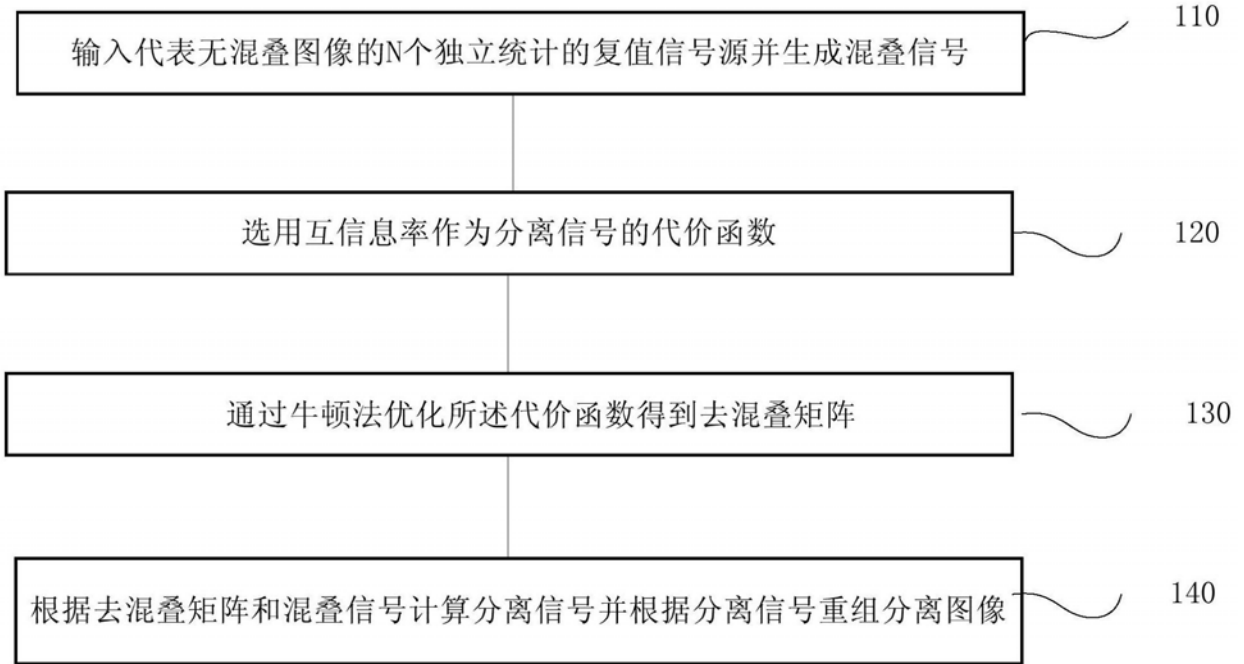


图1

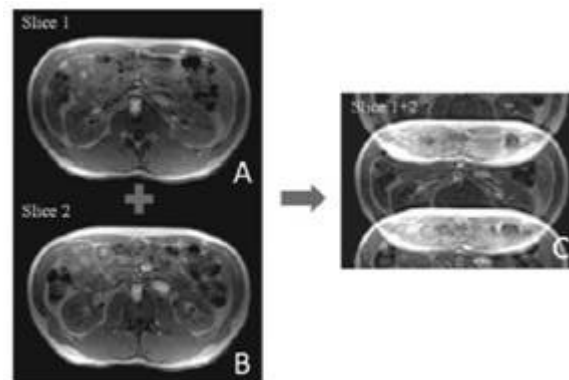


图2

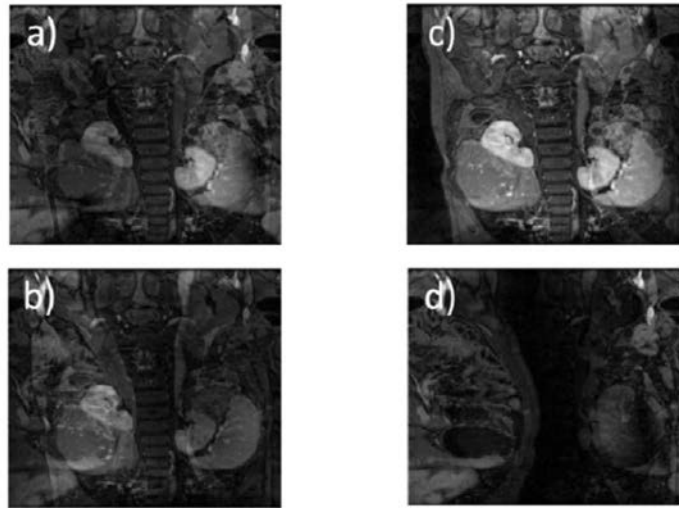


图3

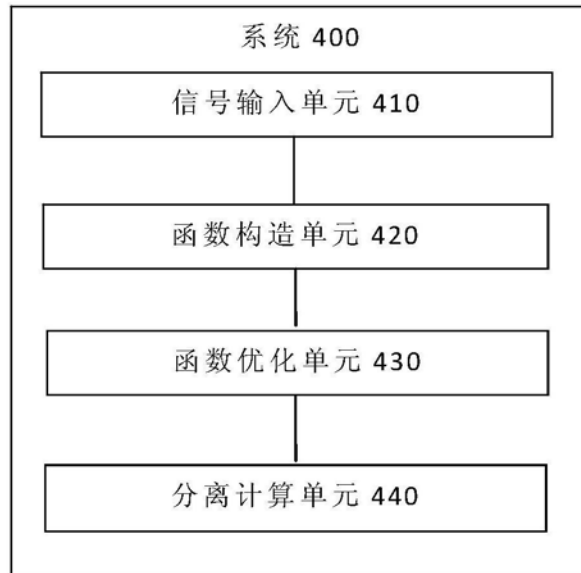


图4

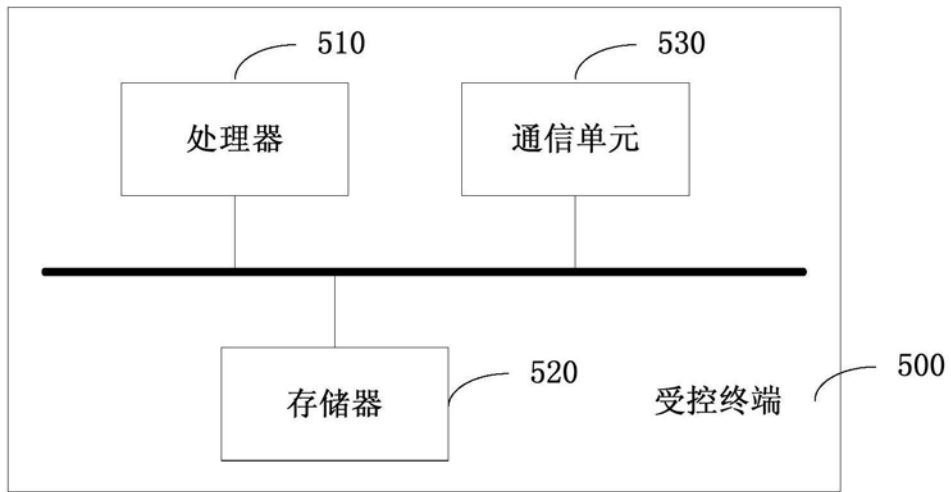


图5