(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2015-0123594
(43) 공개일자 2015년11월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01R 33/20 (2006.01) *A61B 5/055* (2006.01)
(21) 출원번호 10-2014-0050157
(22) 출원일자 2014년04월25일
심사청구일자 2014년04월25일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
박재석
서울특별시 성동구 금호로 107, 106동 1504호 (금호동2가, 래미안하이리버)
박수형
서울특별시 성북구 보문로 167, 703호 (삼선동5가, 광남 제니텔)
(74) 대리인
특허법인엠에이피에스

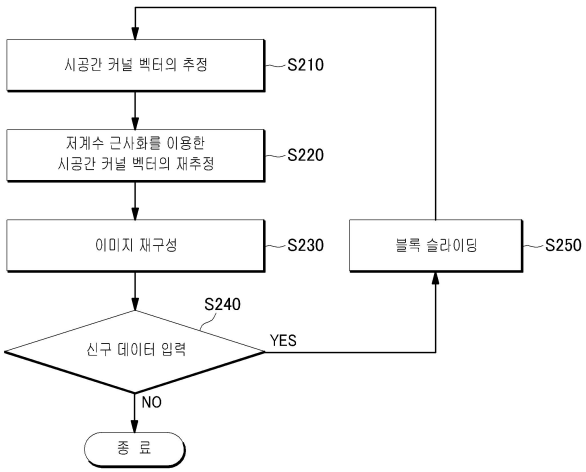
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **자기 공명 영상 처리 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법은 (a) 수신 코일을 통해 복수의 프레임의 데이터를 수신하는 단계; (b) 수신된 데이터 중 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정하는 단계; (c) 상기 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여, 시공간 커널 벡터를 재추정하는 단계 및 (d) 상기 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1345197735
부처명 미래창조과학부
연구관리전문기관 한국연구재단
연구사업명 중견연구자지원
연구과제명 뇌암 저산소율 및 pH의 정량적 자기공명영상 지도화
기 여 율 1/1
주관기관 고려대학교
연구기간 2013.05.01 ~ 2014.04.30

명 세 서

청구범위

청구항 1

자기 공명 영상 처리 방법에 있어서,

수신 코일을 통해 복수의 프레임의 데이터를 수신하는 단계;

수신된 데이터 중 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정하는 단계;

상기 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여, 시공간 커널 벡터를 재추정하는 단계 및

상기 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성하는 단계를 포함하는 자기 공명 영상 처리 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 시공간 커널 벡터를 추정하는 단계는

상기 수신 코일의 잡음 성분을 고려하여, 칼만 필터 추정 방법에 따라 상기 시공간 커널 벡터를 추정하는 자기 공명 영상 처리 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 복수의 프레임에 시간적으로 연속된 신규 프레임의 데이터를 수신하는 단계;

상기 복수의 프레임 중 최초로 수신된 프레임의 데이터를 제외한 나머지 프레임의 데이터와 상기 신규 프레임의 데이터에 기초하여 상기 시공간 커널 벡터를 추정하는 단계;

상기 (f) 단계를 통해 추정된 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여, 시공간 커널 벡터를 재추정하는 단계; 및

상기 (g) 단계를 통해 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성하는 단계를 더 포함하는 자기 공명 영상 처리 방법.

청구항 4

자기 공명 영상 처리 장치에 있어서,

메인 자석, 그라디언트 코일 및 RF 코일을 포함하며, 피검체를 에워싸도록 형성된 자기 공명 기기,

상기 자기 공명 기기에 대하여 전기 신호를 전송하고, 상기 자기 공명 기기로부터 자기 공명 신호를 수신하는 신호 송수신부 및

상기 신호 송수신부로부터 수신한 자기 공명 신호에 기초하여 자기 공명 영상을 생성하는 신호 처리부를 포함하되,

상기 신호 처리부는,

수신된 복수의 프레임의 데이터 중 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관 관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정하고, 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성하는 자기 공명 영상 처리 장치.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 신호 처리부는,

수신 코일의 잡음 성분을 고려하여, 칼만 필터 추정 방법에 따라 상기 시공간 커널 벡터를 추정하는 자기 공명 영상 처리 장치.

청구항 6

제 4 항에 있어서,

상기 신호 처리부는,

시간적으로 연속된 복수의 프레임의 데이터들을 포함하는 데이터 블록 단위로 상기 시공간 커널 벡터 추정 및 이미지 재구성을 수행하고, 신규 프레임의 데이터가 수신된 경우, 최초로 수신된 프레임의 데이터가 제외되고, 상기 신규 프레임의 데이터가 포함되도록 데이터 블록을 슬라이딩시킨 후 상기 시공간 커널 벡터 추정 및 이미지 재구성을 수행하는 자기 공명 영상 처리 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Image, MRI)을 처리하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 일반적으로, 자기 공명 영상(MRI)을 처리하는 기기는 전자파 에너지의 공급에 따른 공명현상을 이용하여 환자의 특정부위에 대한 단층 영상을 획득하는 장치로서, X선이나 CT와 같은 촬영 기기에 비해 방사선 피폭이 없고 단층 영상을 비교적 용이하게 얻을 수 있어 널리 사용되고 있다.

[0003] 자기 공명 영상을 생성하는 방법을 간략히 살펴보면, 자기 공명 영상을 촬영하는 피검체에 대해 고주파의 RF 신호를 복수 회 인가하여 피검체 내의 원자핵의 스핀을 여기 시킨다. 이와 같은 자기 공명 기기로의 펄스열 인가를 통해 자기 공명 영상 처리 기기에서는 자유 유도 감쇄 신호(FID)와 스핀 에코 등 다양한 신호가 발생되며, 이러한 신호들을 선택적으로 획득하여 자기 공명 영상을 생성한다.

[0004] 다만, 이러한 자기 공명 영상은 다른 영상 장비에 비하여 촬영 시간이 길다는 제한 사항이 있었으나, 이를 줄이는 방법으로 압축 센싱(compressed sensing) 기법이 소개되었다. 압축 센싱 기법은 원 신호가 희박성(sparsity)이 있는 경우, 나이퀴스트(Nyquist) 표본화 주파수보다 더 낮은 주파수로 표본화하더라도 원 신호를 재구성할 수 있다는 것을 보여주었다. 이때, 원 신호를 압축 센싱 기법으로 재구성하기 위해서는 원 신호의 희박성이 최대화되는 영역으로 원 신호를 변환(transform)할 필요가 있으며, 이 변환 영역에서 원 신호의 희박성이 최대가 되도록 원 신호를 반복적으로 추정하는 방법을 통해 원 신호를 재구성한다.

[0005] 한편, 병렬 자기 공명 영상(pMRI: parallel Magnetic Resonance Imaging) 방법은 코일 민감도(coil sensitivity) 정보를 이용하여, 영상 데이터의 획득과정에서 미측정된 신호를 추정하는 것을 특징으로 한다. 미측정 신호는 이미지 공간에서의 코일 민감도의 공간 변화량이나 k 공간(k-space)상에서의 인접하는 영상 신호들 사이의 공간 상호작용 값과 같은 선행정보를 활용하여 추정될 수 있다. 따라서, 이미지 재구성시 결함과 노이즈를 피하기 위해서는 캘리브레이션을 위한 정확한 선행 정보를 수집하는 것이 중요하다.

[0006] 종래 병렬 자기 공명 영상에서 캘리브레이션 신호는 일반적으로 실제 이미지 데이터 획득과 분리되어 그 전이나 후에 얻게 되며, 이를 분리된 캘리브레이션(separate calibration)이라 한다. 그러나, 분리된 캘리브레이션은 종속적인 움직임이 수반되기 때문에 잠재적으로 캘리브레이션 신호와 이미지 데이터 간에 불일치를 초래할 수밖에 없다. 이러한 문제를 해소하기 위해 캘리브레이션 신호와 이미지 데이터를 한 번의 이미지 측정 과정에서 동시에 획득하는 셀프 캘리브레이션을 수행하는 것이 바람직하다고 알려져 있다.

[0007] 한편, 일반적으로 병렬 자기 공명 영상 방법에는 이미지에 기반한 센스(SENSE, Sensitivity Encoding) 방법과 k 공간에 기반한 그라파(GRAPPA, Generalized Auto-calibrating Partially Parallel Acquisition) 방법이 알려져 있다.

[0008] 센스와 같은 이미지 기반의 영상 방법은 이미지 공간에서 셀프 캘리브레이션을 통해 개별 코일 이미지를 분리함으로써 코일 민감도 정보를 연산하는데, 여기서 개별 코일 이미지는 나이퀴스트 샘플링된 k 공간의 중앙부 데이터의 역 푸리에 변환(Inverse Fourier transform)을 수행함으로써 얻어진다. 그리고, 코일 민감도 정보를 이용

하여 이미지 재구성을 함에 있어서, 코일 민감도 역행렬은 픽셀별로 수행되기 때문에 이미지에 기반한 셀프 캘리브레이션은 매우 정확한 코일 민감도 정보를 필요로 하게 된다. 결국, k 공간의 중앙부에서 많은 수의 캘리브레이션 신호가 필요하고 이미지를 구성하는 데 걸리는 시간이 연장될 수 밖에 없다. 게다가, 이미지되는 피사체보다 시야각(Field Of View)이 더 작은 경우에는 이미지에 기반한 셀프 캘리브레이션은 이미지 재구성시 잔존 엘리어싱 결함(residual aliasing artifacts)을 나타내기도 한다.

[0009] 반면, 그라파와 같은 k 공간 기반의 영상 방법은 셀프 캘리브레이션을 통해 캘리브레이션 신호와 인접하는 측정된 소스 신호 사이의 공간 상호작용 값(spatial correlations 또는 convolution kernels)을 계산하는데, 센스와 달리 높은 코일 민감도 정보를 필요로 하지 않고 시야각을 재구성함에 있어서도 제한이 없다. 그럼에도 불구하고, 영상 신호의 데이터가 노이즈에 의해 훼손되거나 공간 상호작용 값이 변화하는 경우에는 재구성된 이미지에 잔존 엘리어싱 결함 및 증폭된 노이즈들이 발생하는 문제가 있다.

[0010] 한편, 이와 관련하여 미국 등록 특허 제2006-0050981호(Technique for parallel MRI imaging (k-t grappa))는 k-t 공간의 저주파수 대역에서 캘리브레이션을 수행하는 것을 특징으로 하되, 각 코일 간의 잡음 상관 관계는 고려하지 않는 방법을 개시하고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명은 획득 데이터의 수가 감소할 때 나타날 수 있는 잡음을 억제하면서도 고해상도를 유지할 수 있는 동적 병렬 자기공명 영상 처리 장치 및 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0012] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 제 1 측면에 따른 자기 공명 영상 처리 방법은 (a) 수신 코일을 통해 복수의 프레임의 데이터를 수신하는 단계; (b) 수신된 데이터 중 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정하는 단계; (c) 상기 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여, 시공간 커널 벡터를 재추정하는 단계 및 (d) 상기 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성하는 단계를 포함한다.

[0013] 또한, 본 발명의 제 2 측면에 따른 자기 공명 영상 처리 장치는 메인 자석, 그라디언트 코일 및 RF 코일을 포함하며, 피검체를 에워싸도록 형성된 자기 공명 기기, 상기 자기 공명 기기에 대하여 전기 신호를 전송하고, 상기 자기 공명 기기로부터 자기 공명 신호를 수신하는 신호 송수신부 및 상기 신호 송수신부로부터 수신한 자기 공명 신호에 기초하여 자기 공명 영상을 생성하는 신호 처리부를 포함하되, 상기 신호 처리부는, 수신된 복수의 프레임의 데이터 중 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관 관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정하고, 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성한다.

발명의 효과

[0014] 전술한 본 발명의 과제 해결 수단에 의하면, 시간적으로 연속된 프레임 데이터들 간의 상관 관계를 추정하고, 이에 대하여 저계수 근사화를 적용함에 따라 전체 데이터 수에 비해 적은 데이터를 획득했을 때에도 잡음을 억제하면서 고해상도를 유지할 수 있는 효과가 있다. 특히, 프레임 데이터들 간의 상관 관계를 추정하는 과정에서 수신 코일 간의 잡음을 고려하여 모델링 할 수 있으며, 시간적으로 연속된 프레임 데이터뿐만 아니라, 데이터 블록 내의 전체 데이터에 대해서도 상관 관계를 추정할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0015] 도 1은 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 장치를 도시한 도면이다.

도 2는 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법을 도시한 순서도이다.

도 3은 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법의 구체적인 알고리즘을 정리한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0017] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0018] 도 1은 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 장치를 도시한 도면이다.

[0019] 자기 공명 영상 장치(10)는 자기 공명 기기(100), 신호 송수신부(200), 신호 처리부(300), 영상 출력부(400), 제어부(500) 및 사용자 인터페이스(600)를 포함한다.

[0020] 자기 공명 기기(100)는 촬영 대상자를 에워싸는 원통형 구조의 실드, 실드 내부에 구비된 메인 자석, 그라디언트 코일, RF 코일 등을 포함한다. 메인 자석, 그라디언트 코일, RF 코일 등은 인체 내의 원자핵들로부터 자기 공명 신호를 유도하기 위한 자기장을 생성한다. 그라디언트 코일은 메인 자석에 의해 생성된 정자장 내의 기준 위치로부터 떨어진 거리에 비례하여 복수 개의 방향들, 예를 들어 x 방향, y 방향 및 z 방향 각각에 대하여 일정한 기울기(gradient)로 변하는 경사 자계를 생성한다. 여기에서, 기준 위치는 메인 자석에 의해 생성된 정자장이 존재하는 공간을 3차원 좌표계로 표현할 때에 이 3차원 좌표계의 원점이 될 수 있다. 그라디언트 코일에 의해 생성된 경사 자계에 의해, RF 코일을 통해 수신된 자기 공명 신호들 각각은 3차원 공간에서의 위치 정보를 갖게 된다. 한편, 그라디언트 코일은 x 방향으로 변하는 경사 자계를 생성하는 X 그라디언트 코일, y 방향으로 변하는 경사 자계를 생성하는 Y 그라디언트 코일 및 z 방향으로 변하는 경사 자계를 생성하는 Z 그라디언트 코일로 구성될 수 있다.

[0021] RF 코일은 원자핵을 낮은 에너지 상태로부터 높은 에너지 상태로 천이시키기 위하여 이 원자핵의 종류에 대응하는 라디오 주파수를 갖는 전자파 신호를 출력한다. 또한, RF 코일은 피검체 내부의 원자핵들로부터 방사된 전자파 신호를 수신하는데, 이와 같이 수신된 전자파 신호를 자유 유도 감쇠(FID, Free Induction Decay) 신호 또는 에코 신호(echo signal)라고 한다. 또한, 피검체로의 전자파 신호의 인가 시점, 즉 전자파 신호의 생성 시점부터 피검체로부터의 전자파 신호의 수신 시점까지의 구간의 길이를 에코 시간(echo time, TE)이라고 하며, 인체로의 전자파 신호의 인가가 반복되는 구간의 길이를 반복 시간(repetition time, TR)이라고 한다.

[0022] 신호 송수신부(200)는 제어부(500)로부터 입력된 제어 신호에 따라 x 방향, y 방향 및 z 방향 각각에 대하여 일정한 기울기로 주파수가 변하는 교류 신호를 생성하여 그라디언트 코일로 출력한다. 또한, 제어부(500)로부터 입력된 제어 신호에 따라 펄스 열을 갖는 교류 신호를 생성하여 RF 코일로 출력한다. 또한, 신호 송수신부(200)는 RF 코일을 통해 수신된 자기 공명 신호를 수신한다.

[0023] 이와 같이 수신된 자기 공명 신호는 신호 처리부(300)로 전송되며, 신호 처리부(300)는 이를 이용하여 자기 공명 영상을 생성한다. 신호 처리부(300)에서는 스핀 에코 신호와 경사 에코 신호를 통해 획득된 정보를 기초로 자기 공명 영상을 생성한다. 본 발명에서는 이러한 신호 처리 과정에서 동적 병렬 자기 공명 영상 처리 방법을 사용하되, 시간적으로 연속된 프레임들의 상관 관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 활용하는 방법을 제안하며, 이의 구체적인 방법에 대해서는 추후 설명하기로 한다.

[0024] 영상 출력부(400)는 신호 처리부(300)를 통해 생성된 자기 공명 영상을 디스플레이 등을 통해 출력한다.

[0025] 제어부(500)는 사용자 인터페이스(600)를 통해 사용자로부터 입력된 명령에 따라, 자기 공명 기기(100), 신호 송수신부(200), 신호 처리부(300), 영상 출력부(400)의 동작을 제어한다. 예를 들어, 신호 송수신부(200)가 그라디언트 코일과 RF 코일에 대하여 교류 신호를 출력하도록 제어하거나, RF 코일을 통해 수신된 자기 공명 신호가 신호 송수신부(200)를 거쳐 신호 처리부(300)로 전달되도록 제어한다.

[0026] 사용자 인터페이스(600)는 사용자로부터 명령을 입력받아 제어부(500)로 전송한다. 사용자 인터페이스(600)는 그래픽 유저 인터페이스 프로그램 및 입력 장치인 키보드, 마우스 등으로 구현될 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.

[0027] 참고로, 본 발명의 실시예에 따른 도 1에 도시된 구성 요소들은 소프트웨어 또는 FPGA(Field Programmable Gate Array) 또는 ASIC(Application Specific Integrated Circuit)와 같은 하드웨어 구성 요소를 의미하며, 소정의

역할들을 수행한다.

[0028] 그렇지만 '구성 요소들'은 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니며, 각 구성 요소는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다.

[0029] 따라서, 일 예로서 구성 요소는 소프트웨어 구성 요소들, 객체지향 소프트웨어 구성 요소들, 클래스 구성 요소들 및 태스크 구성 요소들과 같은 구성 요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다.

[0030] 구성 요소들과 해당 구성 요소들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성 요소들로 결합되거나 추가적인 구성 요소들로 더 분리될 수 있다.

[0031] 이제, 본 발명에 따른 동적 병렬 자기 공명 영상 기술에 대하여 살펴보기로 한다.

[0032] 환자의 움직임을 최소화하기 위하여 기존의 k 공간 병렬 영상 기법은 가변 밀도 샘플링 형태를 통하여 데이터 획득 시간을 단축시키고, 동시에 신호대 잡음비를 유지하기 위해 각 코일의 절대값 이미지를 복원하는 방법을 사용하였다. 그러나, 기존의 k 공간 병렬 영상 기법은 잡음으로 인하여 데이터가 왜곡되거나 k 공간의 각 위치에 따라 데이터들 사이의 상관관계가 변화하는 경우 정확한 이미지를 복원하지 못하였다. 이러한 종래의 병렬 영상 기법의 단점을 극복하기 위하여, 본원 발명에서는 데이터 간의 상관관계를 구할 때 잡음을 모델링함으로써, 상관관계의 정확성을 향상시키는 동시에 정적 캘리브레이션 과정을 동적으로 변환시킴으로서 k 공간의 위치에 따라 가변적인 데이터들 간의 상관관계를 추정하여 영상을 복원하고자 한다.

[0033] 도 2는 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법을 도시한 순서도이다.

[0034] 먼저, 수신 코일을 통해 수신된 복수의 프레임의 데이터로부터 시간적으로 연속된 프레임들 간의 상관 관계를 나타내는 시공간 커널 벡터를 추정한다(S210).

[0035] 환자의 움직임 등에 의하여 발생하는 코일 민감도 지도의 변이들은 부드럽게 변화(smoothly varying)하고 백 그라운드 영상은 거의 변하지 않으며, 서로 다른 시간상의 프레임들 간에 매우 높은 상관 관계를 갖는다. 이와 같은, 시간 방향으로의 상관관계를 반영하기 위하여, l번째 코일의 시공간 커널 벡터(g_l)들을 쌓아 시공간 커널(spatiotemporal kernel) 행렬을 구성할 수 있으며, 이러한 시공간 커널 행렬은 수학식 1에 의하여 정의될 수 있다.

[0036] [수학식 1]

$$\mathbf{G}_l = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_l(m_1,t_1) & \mathbf{g}_l(m_1,t_2) & \cdots & \mathbf{g}_l(m_1,t_{N_t}) \\ \mathbf{g}_l(m_2,t_1) & \mathbf{g}_l(m_2,t_2) & \cdots & \mathbf{g}_l(m_2,t_{N_t}) \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ \mathbf{g}_l(m_{N_k},t_1) & \mathbf{g}_l(m_{N_k},t_2) & \cdots & \mathbf{g}_l(m_{N_k},t_{N_t}) \end{bmatrix}$$

[0037]

[0038] 이때, 시공간 커널 벡터는 시간적으로 서로 인접한 두 프레임간의 상관관계를 나타낸다. 커널 시퀀스 행렬 G_l의 N_t개의 열벡터들은 다수의 시간 프레임에 대한 재구성 커널들의 시간적 변이를 나타내고, N_k개의 행백터들은 인접하는 k-t 신호의 각 시간 프레임 사이의 시공간적(spatiotemporal) 상관도를 나타내는 커널 무게(kernel weight)를 나타낸다.

[0039] 한편, 각각의 시공간 커널 벡터는 칼만 필터를 이용하여 추정하도록 한다.

[0040] 인터 프레임간의 시공간 커널(spatiotemporal kernel)은 다수의 시간 프레임들에 걸쳐 서로 독립적이라고 가정하고, K 공간의 나이퀴스트 샘플링된 영역내의 시공간 커널들을 다음 수학식 2와 같이 블록 대각 행렬의 형태로 모델링 할 수 있다.

[0041] [수학식 2]

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{l,t}^{Nyq} \\ \mathbf{y}_{l,t+1}^{Nyq} \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{l,t+\tau-1}^{Nyq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{t}^{Nyq} & & & \\ & \mathbf{S}_{t+1}^{Nyq} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{S}_{t+\tau-1}^{Nyq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{l,t} \\ \mathbf{g}_{l,t+1} \\ \vdots \\ \mathbf{g}_{l,t+\tau-1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_{l,T_t}^{Nyq} = \widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq} \mathbf{g}_{l,T_t}$$

[0042]

[0043] $\mathbf{y}_{l,T_t}^{Nyq} \in \mathbb{R}^{N_l\tau\times 1}$ 는 타겟 캘리브레이션 신호를 나타내고, $\mathbf{S}^{Nyq} \in \mathbb{R}^{N_lN_t\times N_kN_t}$ 는 시간 방향 및 공간 방향을 따라 이웃하는 신호들로 이루어진 소스 행렬, $\mathbf{g}_{l,T_t} \in \mathbb{R}^{N_k\tau\times 1}$ 는 시공간 커널 벡터를 나타낸다. 단위 시야(FOV)의 일부분만이 변화하고, 단위 시야의 대부분은 움직이지 않기 때문에, 서로 연속되는 프레임들 간의 시공간 커널 벡터는 미세한 차이를 갖게 될 것이며, 이러한 특성을 이용하여 상태 변화 모델을 적용할 수 있다. 즉, 블록 대각 행렬 구조를 갖는 시공간 커널 벡터를 수학식 3의 상태 모델(state mode)과 수학식 4의 관찰 모델(observation model)을 이용하여 정의할 수 있다.

[0044] [수학식 3]

$$g_{l,Tt} = g_{l,Tt\text{-}1} + w_{l,Tt}$$

[0045]

[0046] [수학식 4]

$$\mathbf{y}_{l,T_t}^{Nyq} = \widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\mathbf{g}_{l,T_t} + \mathbf{v}_{l,T_t}$$

[0047]

[0048] $\mathbf{w}_{l,T_t} \in \mathbb{R}^{N_k\tau\times 1}$ 는 프로세스 잡음을 나타내고, $\mathbf{v}_{l,T_t} \in \mathbb{R}^{N_l\tau\times 1}$ 는 측정 잡음을 나타내는데, 각각은 서로 통계적으로 독립적인 관계에 있다.

[0049] 이와 같은 수학식 3과 수학식 4의 모델은 다음 수학식 5에 의하여 정의되는 칼만 필터 추정 방법을 통해 해를 구할 수 있다.

[0050] [수학식 5]

$$\begin{aligned}
\mathbf{g}_{l,T_t}^{-} &= \mathbf{g}_{l,T_{t-1}} \\
\mathbf{P}_{l,T_t}^{-} &= \mathbf{P}_{l,T_{t-1}} + \mathbf{Q}_{l,T_t} \\
\widehat{\mathbf{g}}_{l,T_t} &= \mathbf{g}_{l,T_t}^{-} + \mathbf{K}_{l,T_t}\left(\mathbf{y}_{l,T_t}^{Nyq} - \widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\mathbf{g}_{l,T_t}^{-}\right) \\
\mathbf{K}_{l,T_t} &= \mathbf{P}_{l,T_t}^{-}\left(\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\right)^{H}\left(\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\mathbf{P}_{l,T_t}^{-}\left(\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\right)^{H} + \mathbf{R}_{l,T_t}\right)^{-1} \\
\mathbf{P}_{l,T_t} &= \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_{l,T_t}\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\right)\mathbf{P}_{l,T_t}^{-}
\end{aligned}$$

[0051]

[0052] P_{l,T_t} 는 오차 공분산(covariance), $Q_{l,Tt}$ 는 프로세스 잡음, $R_{l,Tt}$ 는 측정 잡음, $K_{l,Tt}$ 는 칼만 이득

을 각각 나타낸다.

[0053] 칼만 필터 추정 방법은 잡음이 포함되어 있는 선형 역학계의 상태를 추적하는 재귀 필터로서, 물체의 측정값에 확률적인 오차가 포함되어 있고, 물체의 특정 시점에서의 상태가 이전 시점의 상태와 선형적인 관계를 가지고 있는 경우 적용된다. 이러한, 칼만 필터는 대상 시스템의 확률적인 모델과 측정값을 이용하여 시스템의 상태변수를 찾아내는 최적 추정기법으로 알려져 있다. 칼만 필터는 추정값에 대한 확률 분포를 따져서 확률이 가장 높은값을 추정값으로 선택하는 방법으로서, 측정값의 예측 오차로 예측값을 적절히 보정해서 최종 추정값을 계산한다. 즉, 시스템 모델을 기초로 하여 다음 시점의 상태와 오차 공분산이 어떤 값이 될 것인지를 예측한 후, 측정값과 예측값의 차이를 보상하여 새로운 추정값을 계산한다. 계산된 추정값이 최종 결과물이 되는데, 이러한 과정을 반복하여 추정값을 반복적으로 갱신한다. 칼만 필터 추정 방법은 종래에 공개된 구성이므로, 이를 이용한 보다 구체적인 계산 방법에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0054] 본 발명에서는 이러한 칼만 필터 추정 방법을 활용하여, 시공간 커널 벡터를 추정한다.

[0055] 다음으로, 시공간 커널 벡터로 이루어진 시공간 커널 행렬에 저계수 근사화를 적용하여 시공간 커널 벡터를 재추정한다(S220).

[0056] MRI 영상의 대부분은 시간적으로 완만하게 변화하기 때문에, 동적 병렬 자기 공명 영상에 사용되는 시공간 커널은 변화의 정도가 작기 때문에, 몇 개의 특이값(singular value) 만으로도 근사치를 구할 수 있다. 따라서, 소정의 시간 동안 쌓인 시공간 커널 벡터에 대하여 저계수 근사화(Low Rank approximation) 방법을 적용하면, 시간 도메인 상에서 추가적인 정보를 획득할 수 있다.

[0057] 시공간 커널 시퀀스 행렬의 계수(rank)는 $\min(N_k, N_t)$보다 매우 작으며, 잡음이 제거된 시공간 커널 시퀀스 행렬 G_l은 다음 수학식 6에 의하여 정의될 수 있다.

[0058] [수학식 6]

[0059] $$\mathbf{G}_l(m,t) = \sum_{r=1}^{R} \mathbf{u}_r(m)\,\mathbf{v}_r(t)$$

[0060] R은 커널 시퀀스 행렬 G_l의 계수를 나타내고, $U_r(m)$은 커널 기저 함수, $V_r(t)$는 시간적 기저 함수를 각각 나타낸다.

[0061] 커널 시퀀스 행렬이 구조화된 저계수 행렬이 되도록 함으로써, 전체 시간 프레임 상에서 K 공간의 나이퀴스트 샘플링된 영역에서는 병렬 자기 공명 영상 처리 방법의 캘리브레이션 과정이 구조화된 저계수 행렬 형태로 처리되도록 한다. 이를 해결하기 위하여, 다음 수학식 7과 8을 통해 최저 계수를 찾도록 한다.

[0062] [수학식 7]

[0063] $$\underset{\mathbf{g}_{T_t},\mathbf{x}_{T_t}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2}\left\|\mathbf{y}_{T_t} - \widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}\mathbf{g}_{T_t}\right\|_2^2 + \frac{\alpha}{2}\left\|\mathbf{g}_{T_t} - \widehat{\mathbf{g}}_{T_t}\right\|_{\mathbf{W}_{T_t},2}^2 + \mathcal{R}(\mathbf{G}_{T_t},\mathbf{x}_{T_t})$$

[0064] [수학식 8]

[0065] $$\mathcal{R}(\mathbf{G}_{T_t},\mathbf{x}_{T_t}) = \lambda_L\left\|\mathbf{G}_{T_t}\right\|_* + \lambda_S\left\|\mathbf{F}_t\mathbf{F}_s\mathbf{x}_{T_t}\right\|_1 + \frac{\beta}{2}\left\|\mathbf{x}_{T_t} - \mathcal{A}(\mathbf{y}_{T_t},\mathbf{g}_{T_t})\right\|_2^2$$

[0066] 이때, G_{T_t}는 앞서 칼만 필터를 통해 추정한 시공간 커널 벡터의 집합($G_{T_t}=[g_t g_{t+1}\cdots g_{t+\tau-1}]$)을 나타내고, x_{T_t}는 주어진 시간 범위내의 전체 K 스페이스를 나타내며, $A(y,g)$는 직전 K 스페이스로부터 전체 K 스페이스를 형성하는 재구성 연산자를 나타낸다.

[0067] 또한, α, β, λ_L 및 λ_S는 정규화 파라미터를 나타낸다.

[0068] 수학식 7과 수학식 8에서, g_{T_t}와 x_{T_t}는 모두 알려지지 않은 상태이고, 수학식 7은 비볼록(non-convex)으로, 이를 해결하기 위해 하나의 변수에 대해 볼록 상태를 갖고 다른 변수는 고정을 시키는 교번 최소화(alternating minimization) 알고리즘을 사용한다.

[0069] 예를 들어, 추정된 x_{T_t}값을 기초로 수학식 9를 통해 g_{T_t}를 추정할 수 있다.

[0070] [수학식 9]

[0071]
$$\underset{g_{T_t}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2}\left\|y_{T_t}-\widetilde{S}_{T_t}g_{T_t}\right\|_2^2+\frac{\alpha}{2}\left\|g_{T_t}-\widehat{g}_{T_t}\right\|_{W_{T_t},2}^2 + \lambda_L\left\|G_{T_t}\right\|_*+\frac{\beta}{2}\left\|x_{T_t}-\mathcal{A}\left(y_{T_t},g_{T_t}\right)\right\|_2^2$$

[0072] 즉, 수학식 9의 최소화 문제를 풀이하는 과정을 통해 시공간 커널 벡터를 재추정한다.

[0073] 다음으로, 재추정된 시공간 커널 벡터에 기초하여 이미지를 재구성한다(S230).

[0074] 즉, 재추정된 g_{T_t}를 수학식 10의 최소화 문제에 적용하여 이미지 재구성을 수행한다.

[0075] [수학식 10]

[0076]
$$\underset{x_{T_t}}{\operatorname{argmin}} \left\|F_tF_sx_{T_t}\right\|_1+\frac{\beta}{2\lambda_S}\left\|x_{T_t}-\mathcal{A}\left(y_{T_t},g_{T_t}\right)\right\|_2^2$$

[0077] 다음으로, 신규 프레임의 데이터를 수신하면, 이를 추가적으로 고려하여 앞서 수행한 단계(S210~S230)를 반복적으로 수행한다. 이때, 블록 슬라이딩을 통해 신규 프레임의 데이터를 대상으로 앞서 수행한 단계(S210~S230)를 반복적으로 수행하는데, 도면을 통해 설명하기로 한다.

[0078] 도 3은 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0079] 먼저, 시간적으로 연속된 복수의 프레임 데이터(30, 32, 34, 36)를 대상으로 앞서 설명한 시공간 커널 벡터 추정과 저계수 근사화 처리를 수행한다. 이때, 처리 대상이 되는 프레임 데이터를 데이터 블록이라 하고, 데이터 블록에 포함되는 프레임 데이터의 개수는 사용자의 설정에 따라 변경 가능하다.

[0080] 이어서, 신규 프레임 데이터(38)가 수신되면, 데이터 블록에서 최초로 수신된 프레임의 데이터(30)를 제외하고, 신규 프레임 데이터(38)를 추가하는데, 도면에서와 같이 특정 방향으로 데이터 블록을 슬라이딩시키는 것과 마찬가지 효과를 가진다. 이와 같이, 데이터 블록을 슬라이딩시킨 후 데이터 블록에 포함된 복수의 프레임의 데이터(32, 34, 36, 38)를 대상으로 앞서 수행한 단계(S210~S230)를 수행한다. 따라서, 서로 인접한 프레임간의 상관 관계뿐만 아니라, 데이터 블록안에 포함된 전체 프레임 데이터들 간의 상관 관계를 추정할 수 있다.

[0081] 이후에 신규 프레임 데이터(40)가 수신되는 경우에도 마찬가지로, 데이터 블록을 슬라이딩시킨 후 복수의 프레임의 데이터(34, 36, 38, 40)를 대상으로 앞서 수행한 단계(S210~S230)를 수행한다.

[0082] 도 4는 본원 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 영상 처리 방법의 구체적인 알고리즘을 정리한 도면이다.

[0083] 도시된 바와 같이, 앞서 설명한 수학식 7을 만족하는 시공간 커널 벡터와 이를 중심으로 이미지를 재구성하는 단계를 포함하고 있다.

[0084] 이때, 시공간 커널 벡터를 추정함에 있어, 앞서 설명한 칼만 필터 추정 방법을 활용하여, 수신 코일의 잡음 성분을 고려하여 시공간 커널 벡터를 추정하도록 한다. 또한, 저계수 근사화를 통해 시공간 커널 벡터를 재추정하고, 이를 기초로 이미지 재구성을 수행하도록 한다.

[0085] 본 발명의 일 실시예는 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독

가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈, 또는 반송파와 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.

[0086] 본 발명의 방법 및 시스템은 특정 실시예와 관련하여 설명되었지만, 그것들의 구성 요소 또는 동작의 일부 또는 전부는 범용 하드웨어 아키텍처를 갖는 컴퓨터 시스템을 사용하여 구현될 수 있다.

[0087] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0088] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

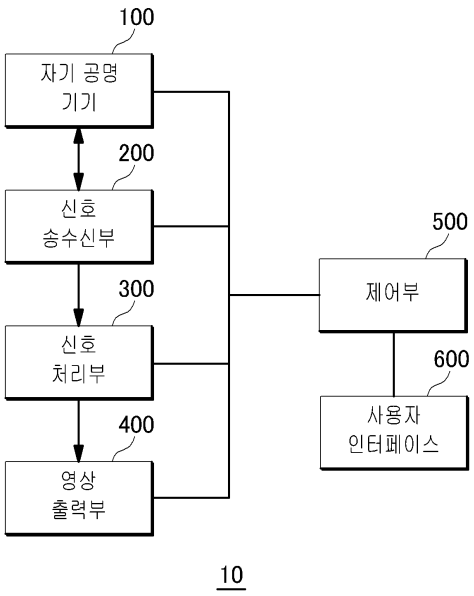
[0089] 100: 자기 공명 기기 200: 신호 송수신부

300: 신호 처리부 400: 영상 출력부

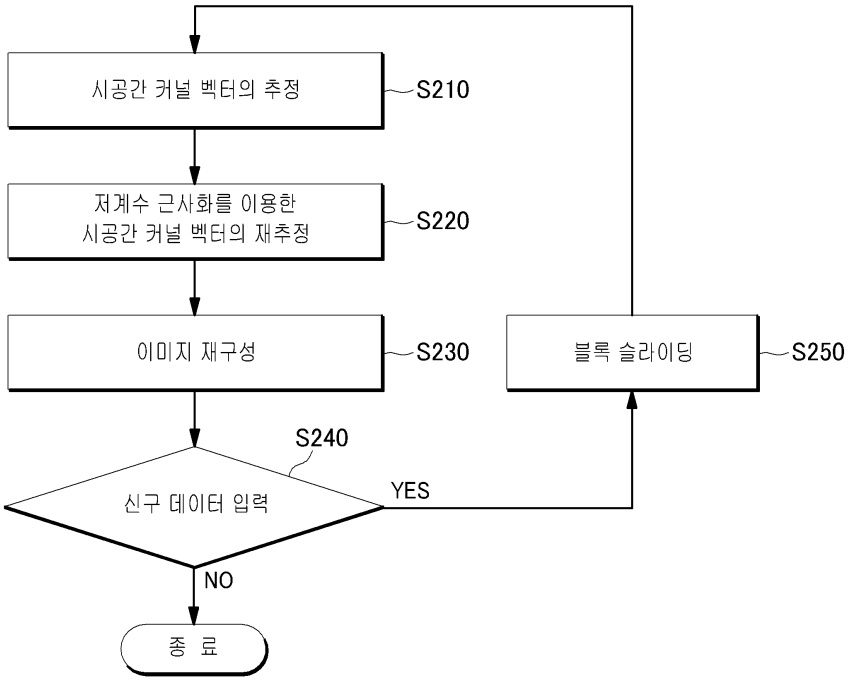
500: 제어부 600: 사용자 인터페이스

도면

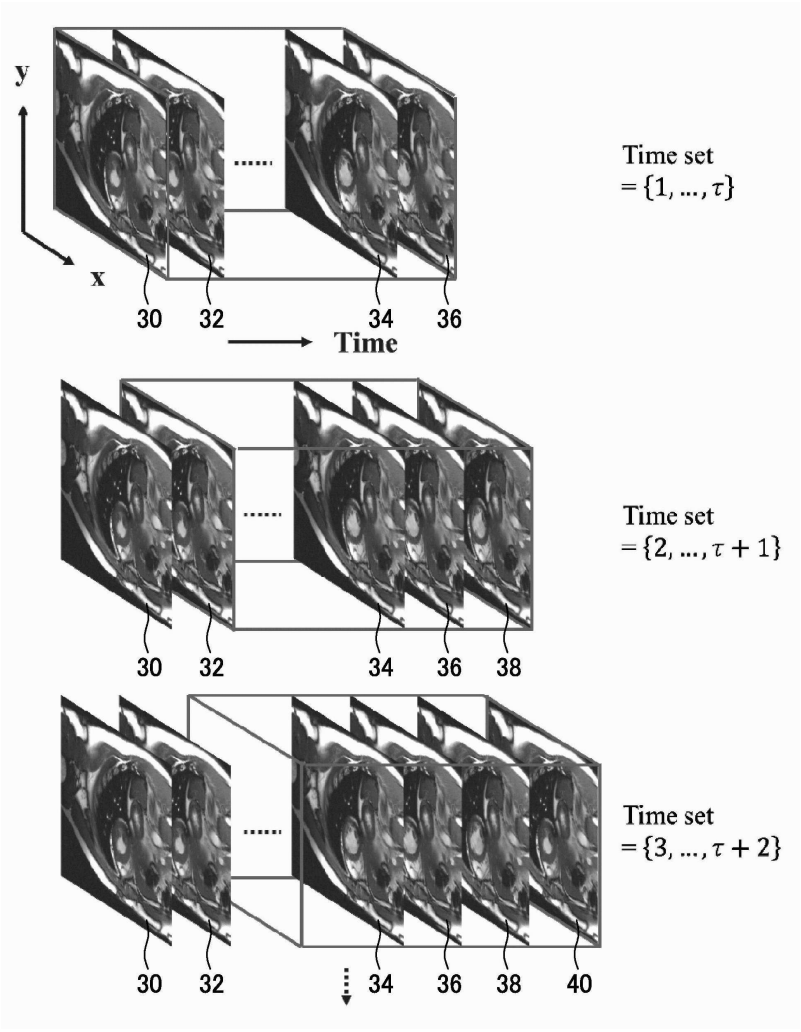
도면1



도면2


시공간 커널 벡터의 추정
S210
저계수 근사화를 이용한
시공간 커널 벡터의 재추정
S220
이미지 재구성
S230
S240
신구 데이터 입력
YES
NO
종 료
블록 슬라이딩
S250

도면3


y
x
.....
30
32
34
36
Time
Time set
= {1, ..., τ}
.....
30
32
34
36
38
Time set
= {2, ..., τ + 1}
.....
30
32
34
36
38
40
Time set
= {3, ..., τ + 2}

도면4

Algorithm 1. Dynamic Parallel MR Image Reconstruction Exploiting State-Space Model with Low Rank and Sparsity Constraints

1. Task: Find $\mathbf{g_{T_t}}$ and $\mathbf{x_{T_t}}$ that minimize (17)

$$\underset{\mathbf{g}_{T_t},\mathbf{x}_{T_t}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2}\left\|\mathbf{y}_{T_t}-\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}\mathbf{g}_{T_t}\right\|_2^2+\frac{\alpha}{2}\left\|\mathbf{g}_{T_t}-\widehat{\mathbf{g}}_{T_t}\right\|_{\mathbf{W}_{T_t},2}^2+\mathcal{R}\left(\mathbf{G}_{T_t},\mathbf{x}_{T_t}\right)$$

2. Initialization:

Set the process and the measurement noises: $\mathbf{v}$ and $\mathbf{w}$

Set the time set size and the time stride: τ and s

Initial spatiotemporal kernel and its error covariance: $\mathbf{g}_0$ and $\mathbf{P}_0$

3. Algorithm:

Repeat until the time set reaches to the final time frame, N_t

Kalman Filter Estimation

Step 1: Predict: $\mathbf{g}_{T_t}^{-}=\mathbf{g}_{T_{t-1}}^{+}$

Step 2: Update: $\widehat{\mathbf{g}}_{T_t}^{+}=\mathbf{g}_{T_t}^{-}+\mathbf{K}_{T_t}\left(\mathbf{y}_{T_t}^{Nyq}-\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}^{Nyq}\mathbf{g}_{T_t}^{-}\right)$

Constrain

Repeat until both $\mathbf{g}_{T_t}$ and $\mathbf{x}_{T_t}$ converge

Step 1: Estimate the spatiotemporal kernel, $\mathbf{g}_{T_t}$, for a fixed $\mathbf{x}_{T_t}$:

$$\mathbf{g}_{T_t}=\underset{\mathbf{g}_{T_t}}{\operatorname{argmin}}\ \tfrac{1}{2}\left\|\mathbf{y}_{T_t}-\widetilde{\mathbf{S}}_{T_t}\mathbf{g}_{T_t}\right\|_2^2+\tfrac{\alpha}{2}\left\|\mathbf{g}_{T_t}-\widehat{\mathbf{g}}_{T_t}\right\|_{\mathbf{W}_{T_t},2}^2 +\lambda_L\left\|\mathbf{G}_{T_t}\right\|_*+\tfrac{\beta}{2}\left\|\mathbf{x}_{T_t}-\mathcal{A}\left(\mathbf{y}_{T_t},\mathbf{g}_{T_t}\right)\right\|_2^2$$

Step 2: Estimate the full k-space, $\mathbf{x}_{T_t}$, for a fixed $\mathbf{g}_{T_t}$:

$$\mathbf{x}_{T_t}=\underset{\mathbf{x}_{T_t}}{\operatorname{argmin}}\ \left\|\mathbf{F}_t\mathbf{F}_s\mathbf{x}_{T_t}\right\|_1+\tfrac{\beta}{2\lambda_S}\left\|\mathbf{x}_{T_t}-\mathcal{A}\left(\mathbf{y}_{T_t},\mathbf{g}_{T_t}\right)\right\|_2^2$$

Update the time set: $t\rightarrow t+1$,

$T_t\in\{t,t+1,\ldots,t+\tau-1\}\rightarrow T_{t+1}\in\{t+s,t+s+1,\ldots,t+s+\tau-1\}$