



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2014년07월08일
(11) 등록번호 10-1415584
(24) 등록일자 2014년06월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

H04L 12/703 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2013-0003293

(22) 출원일자 2013년01월11일

심사청구일자 2013년01월11일

(56) 선행기술조사문헌

비특허문헌1: 한국통신학회지 (정보와통신) 제29권 제3호(권민혜 외 2명)

비특허문헌2: ELSEVIER(HYUNGON PARK 외 2명)

비특허문헌4: 18TH EUROPEAN SIGNAL PROCESSING CONFERENCE(HYUNGON PARK 외 2명)

(73) 특허권자

이화여자대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)

(72) 발명자

박형곤

경기 고양시 덕양구 화신로 106, 2416동 204호 (행신동, 햇빛마을24단지아파트)

권민혜

서울 은평구 연서로18길 33-2, 2층 (대조동)

(74) 대리인

김인철

전체 청구항 수 : 총 7 항

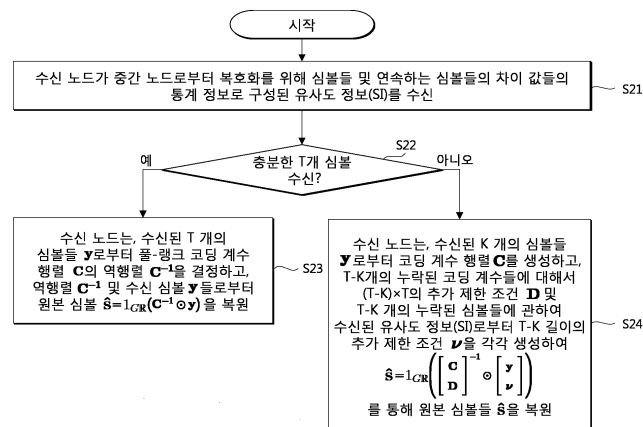
심사관 : 이철수

(54) 발명의 명칭 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법

(57) 요약

본 발명의 실시예들에 따른 소스 노드, 중간 노드 및 수신 노드로 구성된 애드 혹 네트워크에서 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법은, 수신 노드가 심볼들 및 연속하는 심볼들의 차이 값들의 통계 정보로 구성된 유사도 정보(SI)를 수신하는 단계, 복호화하기 위해 충분한 T 개의 심볼들이 수신된 경우에, 수신된 T 개의 심볼들로부터 풀-랭크 코딩 계수 행렬의 역행렬을 결정하고, 역행렬 및 수신 심볼들로부터 원본 심볼을 복원하는 단계; 및 복호화하기 위해 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에, 수신 노드가, 수신된 K 개(K<T)의 심볼들로부터 K×T의 코딩 계수 행렬을 생성하고, T-K 개의 누락된 코딩 계수에 관하여 (T-K)×T의 추가 제한 조건 및 T-K 개의 누락된 심볼들에 관하여 상기 유사도 정보로부터 T-K 길이의 추가 제한 조건을 각각 생성하여 원본 심볼들을 복원하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도2



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 2010-0009717
 부처명 교육과학기술부
 연구사업명 기초연구사업-일반연구자지원사업-기본연구(유형2)
 연구과제명 다양한네트워크환경에서강인한실시간멀티미디어전송전략
 기 여 율 20/100
 주관기관 이화여자대학교
 연구기간 2010.05.01 ~ 2015.04.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NIPA-2013-H0301-13-1002
 부처명 미래창조과학부
 연구사업명 대학IT연구센터육성지원사업
 연구과제명 초고속무선네트워크기반u-Office서비스연구개발
 기 여 율 40/100
 주관기관 중앙대학교 산학협력단
 연구기간 2013.01.01 ~ 2013.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NIPA-2013-H0301-13-1008
 부처명 미래창조과학부
 연구사업명 대학IT연구센터육성지원사업
 연구과제명 디지털 방송장비 연구(차세대디지털TV방송시스템(실감형/모바일/양방향)핵심기술개발)
 기 여 율 40/100
 주관기관 연세대학교 산학협력단
 연구기간 2013.01.01 ~ 2013.12.31

특허청구의 범위

청구항 1

소스 노드, 중간 노드 및 수신 노드로 구성된 애드 혹 네트워크에서 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법으로서,

상기 수신 노드가 심볼들 및 연속하는 심볼들의 차이 값들의 통계 정보로 구성된 유사도 정보(SI)를 수신하는 단계;

복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신된 경우에, 상기 수신 노드가, 수신된 T 개의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 풀-랭크 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 결정하고, 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 및 수신 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 원본 심볼 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} (\mathbf{C}^{-1} \odot \mathbf{y})$ 을 복원하는 단계; 및

복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에, 상기 수신 노드가, 수신된 K 개($K < T$)의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 $K \times T$ 의 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 를 생성하고, T-K 개의 누락된 코딩 계수에 관하여 $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 및 T-K 개의 누락된 심볼들에 관하여 상기 유사도 정보로부터 T-K 길이의 추가 제한 조건 $\mathbf{v}$ 을 각각 생성하여 원본 심볼들 $\hat{\mathbf{s}}$ 을 복원하는 단계를 포함하고,

상기 소스 노드가 송신하는 심볼들의 개수 및 상기 수신 노드가 복호화할 심볼들의 개수가 각각 T이고, 상기 수신 노드가 실제로 수신한 심볼들의 개수가 K이고, $K=T$ 이면 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신된 경우이며, $K < T$ 이면 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우인 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서, 원본 심볼의 복원 단계에 앞서, 상기 수신 노드가 T 개의 심볼들이 복원하기 위해, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 고유하게 결정할 수 있도록 T 개의 선형 비종속적인 심볼들이 수신되었는지 판정하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 3

청구항 1에 있어서, 상기 수신 노드가 수신하는 데이터는 소정의 시간 제한 내에 심볼들을 복호화하여 사용자에게 제공하여야 하는 지연 민감성 데이터인 것을 특징으로 하는 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 4

청구항 1에 있어서, 상기 연속하는 심볼들의 차이 값들은 종형 유니모달 대칭 분포를 따르는 것임을 특징으로 하는 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서, 상기 유사도 정보(SI)는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값인 것을 특징으로 하는 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서, 상기 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에 원본 심볼 $\hat{\mathbf{s}}$ 을 복원하는 단계는,

다음의 수학적식

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} \left(\left[\begin{array}{c} \mathbf{C} \\ \mathbf{D} \end{array} \right]^{-1} \odot \left[\begin{array}{c} \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\nu} \end{array} \right] \right)$$

을 통해 수행되며,

여기서 $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 는 수신된 심볼들 $\mathbf{y}$ 의 유사도 모델에 기초하여 생성될 수 있고, $T-K$ 길이의 추가 제한 조건 $\boldsymbol{\nu}$ 은 소스 노드에서 전송되는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값들로부터 생성되는 것을 특징으로 하는 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법.

청구항 7

컴퓨터에서 청구항 1 내지 청구항 6 중 어느 한 청구항에 따른 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법을 구현하는 프로그램이 기록된 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 네트워크 코딩에 관한 것으로, 더욱 상세하게는, 네트워크 코딩된 데이터의 근사 복호화 기술에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 무선 네트워크 기능을 가진 모바일 장치들이 일상적으로 사용됨에 따라, 무선 네트워크가 수많은 이기종의 장치들에 의해 지속적으로 변화하면서 동적으로 구성되고 있고, 이러한 동적인 네트워크 내에서 적시에 정보를 전송하는 기술의 중요성이 점차 높아지고 있다.

[0003] 네트워크 코딩(Network coding)은 경로와 소스가 다양한 동적 네트워크에서 효율적인 분산 전송 알고리즘을 구축할 수 있는 방법론으로서 점차 활용도를 넓혀 가고 있다. 기존의 라우팅 기반의 네트워크 스킴은 단순히 점대점으로 데이터를 그대로 송신(forwarding)하는 것이어서 중간에 네트워크 구성이 바뀌면 기존의 라우팅 경로가 끊기거나 속도가 저하되어 서비스 품질이 영향을 받고 라우팅 경로를 유지하기 위한 오버헤드가 적지 않다.

[0004] 이에 비하여, 네트워크 코딩은 네트워크 내의 인접한 노드들이 패킷들을 수신하고 결합하여 출력하는 동작을 반복함으로써 정해진 라우팅 경로 없이도 데이터들이 목적지까지 흘러 가도록 하는 것이므로 네트워크 코딩은 대역폭이나 전력 자원, 연산 자원을 효율적으로 사용할 수 있고, 네트워크의 변동에 강인함을 보인다. 소스와 경로가 다양할수록, 즉 동일한 정보를 가지고 있는 노드도 많고 요청하는 노드도 많은 경우에, 이러한 네트워크 코딩의 성능이 최대화될 수 있다.

[0005] 하지만 네트워크 코딩을 통해 전달되는 정보들은 데이터를 구성하는 패킷들이 원본 그대로 전달되는 것이 아니라 네트워크 노드가 적절한 연산을 통해 변조하기 때문에, 정해진 시간 내에 심볼들을 불완전하게 수신하였을 때에 데이터를 재구성할 수 없는 문제가 있다.

[0006] 특히 멀티미디어 데이터와 같이 시간 지연 민감성 데이터의 경우에는 허용 지연 시간 내에 패킷이 도착하지 않으면 종래의 디코딩 방법론들로는 데이터 복원 자체가 불가능하여 네트워크 코딩의 큰 한계로 지적되고 있다.

[0007] 이러한 문제점들에 대응하고자 제안된 근사 복호법은 네트워크 코딩된 데이터를 수신하였을 때에 수신된 데이터들의 상관 관계를 이용하여 손실된 데이터를 근사적으로 복원할 수 있는 기법이다. 예를 들어 현실 세계에서 측정되는 온도나 전압은 시간적으로 근접한 측정 데이터 사이의 상관 관계가 높기 때문에, 데이터 수집 장치가 전송받은 데이터가 네트워크 복호화에 충분하지 못한 경우에도 원천 데이터의 상관성 정보를 이용하면 근사적으로 복원될 수 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0008] (비특허문헌 0001) [1] Ho, T., M'edard, M., Shi, J., Effros, M. 및 Karger, D.R., "On randomized network coding," in Proc. Allerton Annual Conf. Commun., Control, and Comput., Oct. 2003
- (비특허문헌 0002) [2] H. Park, N. Thomos, and P. Frossard, Approximate decoding approaches for network coded correlated data, Signal Processing (Elsevier), vol. 93, no. 1, pp. 109~213, Jan. 2013

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 지연 민감성 데이터의 원활한 근사 복호를 위해, 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법을 제공하는 데에 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 발명의 일 측면에 따른 소스 노드, 중간 노드 및 수신 노드로 구성된 애드 혹 네트워크에서 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법은,
- [0011] 상기 수신 노드가 심볼들 및 연속하는 심볼들의 차이 값들의 통계 정보로 구성된 유사도 정보(SI)를 수신하는 단계;
- [0012] 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신된 경우에, 상기 수신 노드가, 수신된 T 개의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 풀-랭크 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 결정하고, 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 및 수신 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 원본 심볼 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} (\mathbf{C}^{-1} \odot \mathbf{y})$ 을 복원하는 단계; 및
- [0013] 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에, 상기 수신 노드가, 수신된 K 개($K < T$)의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 $K \times T$ 의 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 를 생성하고, T-K 개의 누락된 코딩 계수에 관하여 $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 및 T-K 개의 누락된 심볼들에 관하여 상기 유사도 정보로부터 T-K 길이의 추가 제한 조건 $\boldsymbol{\nu}$ 을 각각 생성하여 원본 심볼들 $\hat{\mathbf{s}}$ 을 복원하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 일 실시예에 있어서, 원본 심볼의 복원 단계에 앞서, 상기 수신 노드가 T 개의 심볼들이 복원하기 위해, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 고유하게 결정할 수 있도록 T 개의 선형 비중속적인 심볼들이 수신되었는지 판단하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0015] 일 실시예에 있어서, 상기 수신 노드가 수신하는 데이터는 소정의 시간 제한 내에 심볼들을 복호화하여 사용자에게 제공하여야 하는 지연 민감성 데이터일 수 있다.
- [0016] 일 실시예에 있어서, 상기 연속하는 심볼들의 차이 값들은 종형 유니모달 대칭 분포를 따르는 것일 수 있다.
- [0017] 일 실시예에 있어서, 상기 유사도 정보(SI)는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값일 수 있다.
- [0018] 일 실시예에 있어서, 상기 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에 원본 심볼 $\hat{\mathbf{s}}$ 을 복원하는 단계는,
- [0019] 다음의 수학적식

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} \left(\left[\begin{array}{c} \mathbf{C} \\ \mathbf{D} \end{array} \right]^{-1} \odot \left[\begin{array}{c} \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\nu} \end{array} \right] \right)$$

[0020]

[0021] 을 통해 수행되며,

[0022] 여기서 $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 는 수신된 심볼들 $\mathbf{y}$ 의 유사도 모델에 기초하여 생성될 수 있고, $T-K$ 길이의 추가 제한 조건 $\mathbf{v}$ 은 소스 노드에서 전송되는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값들로부터 생성될 수 있다.

발명의 효과

[0023] 본 발명의 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법에 따르면, 소스 즉 소스 데이터의 통계 정보를 이용하여 수신 노드가 최적의 근사 복호를 수행할 수 있다.

[0024] 본 발명의 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법에 따르면, 소스 데이터의 통계 정보 중 평균값만 더 제공되는 것만으로, 데이터의 상관 관계가 아직 확정되지 않은 상태에서도 근사 복호법을 통해 수신된 데이터를 디코딩할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 본 발명이 적용될 수 있는 분산된 데이터 전송 시스템을 개념적으로 표현한 다이어그램이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법을 예시한 순서도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법에서 유사성 정보(SI)의 값에 따른 오차 성능의 변화를 예시한 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 본문에 개시되어 있는 본 발명의 실시예들에 대해서, 특정한 구조적 내지 기능적 설명들은 단지 본 발명의 실시예를 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로, 본 발명의 실시예들은 다양한 형태로 실시될 수 있으며 본문에 설명된 실시예들에 한정되는 것으로 해석되어서는 아니 된다.

[0027] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.

[0028] 아래의 설명은 크게 세 개의 섹션으로 나누어지는데, 섹션 1 및 2는 본 발명이 적용될 수 있는 분산된 데이터 전송 시스템에 관한 소개와 함께 근사 복호화법의 기본적 원리를 설명하며, 섹션 3은 본 발명에 따른 근사 복호화법을 설명한다. 섹션 3에서 나타나는 벡터나 변수에 관한 표기 중 일부는 섹션 1 및 섹션 2에서 나타나는 것과 다를 수 있다는 점에 유의한다.

[0029] 1. 랜덤 선형 네트워크 코딩

[0030] 도 1은 본 발명이 적용될 수 있는 분산된 데이터 전송 시스템을 개념적으로 표현한 다이어그램이다. 소스 데이터가 네트워크 코딩 노드를 통하여 디코더(복호기)로 전달되는 과정이 나타나 있다. 이 시스템에서 전송되는 데이터는 서로 상관 관계를 갖는다. 상관 관계를 가지는 데이터는 센서 네트워크를 통해 측정된 데이터와 같은 외부 상관관계를 갖거나, 비디오 시퀀스 내의 이미지들과 같이 근접한 데이터 사이의 상관관계가 높은 데이터일 수 있다.

[0031] 이러한 상관관계 데이터의 전송에 대한 연구는 분산 시스템에서 널리 수행되어 왔다. 네트워크 코딩 기법은 네트워크를 통해 상관관계 데이터를 전송하는 기법으로 연구되었다.

[0032] 도 1에서 오버레이 애드 혹 네트워크(overlay ad hoc network)는 소스 노드들, 중간 노드들 및 수신 노드들로 구성되어 있고, 소스 데이터는 소스 노드에서 네트워크 코딩 연산을 담당하는 중간 노드들을 거쳐 수신 노드까지 전달된다. 중간 노드는 수신한 데이터를 그대로 전달할 수도 있지만, 다른 소스 노드들에서 수신한 데이터들을 결합(combining)하여 출력한다.

[0033] 다양한 네트워크 코딩 기법 중에서 본 발명에서 사용하는 랜덤 선형 네트워크 코딩(RLNC: Random Linear Network Coding) 기법은 Ho, T., Médard, M., Shi, J., Effros, M. 및 Karger, D.R., "On randomized

network coding," in Proc. Allerton Annual Conf. Commun., Control, and Comput., Oct. 2003을 참조한다.

[0034] 소스 집합 $\mathbf{s}_N$ 내의 L 개의 소스 심볼들은 $s_N^{(1)}, s_N^{(2)}, \dots, s_N^{(L)}$ 라고 표시되며, 각각 이산(discrete)이면서 상관되어(correlated) 있고, $1 \leq i \leq L$ 일 때에 $s_N^{(i)} \in \mathcal{S} (\subset \mathbb{R})$ 이다. $\mathcal{S}$ 는 $s_N^{(i)}$ 의 알파벳 집합(alphabet set)이고 $|\mathcal{S}|$ 는 $\mathcal{S}$ 의 크기를 의미한다. 네트워크 코딩 연산은 갈로와 필드(GF: Galois Field) 내에서 수행되기 때문에, 각각의 $s_N^{(i)}$ 은 GF 내의 원소로 고려되어야 한다. $s_N^{(i)}$ 가 실수 필드($\mathbb{R}$, field of real numbers)에 있는 수인지 아니면 GF에 있는 수인지 여부를 명확하게 특정하기 위해서, 수학식 1과 같은 식별 함수(identity function)을 정의할 수 있다.

수학식 1

$$\begin{cases} 1_{\mathbb{R}G} : \mathbb{R} \rightarrow GF, & 1_{\mathbb{R}G}(s_N^{(i)}) = x_N^{(i)} \\ 1_{G\mathbb{R}} : GF \rightarrow \mathbb{R}, & 1_{G\mathbb{R}}(x_N^{(i)}) = s_N^{(i)} \end{cases}$$

[0035] 이는 $x_N^{(i)}$ 가 $s_N^{(i)}$ 을 의미하는 GF 내의 원소임을 의미한다. $x_N^{(i)} \in \mathcal{X}$ 인 경우에, $\mathbf{x}_N = [x_N^{(1)}, \dots, x_N^{(L)}]^T$ 는 L 개의 요소를 가지는 N 번째 소스 데이터 집합이다. $\mathcal{X}$ 는 $x_N^{(i)}$ 의 알파벳 세트를 의미한다. 또한 본 명세서에서 행렬 또는 벡터의 위 첨자로 쓰이는 T는 행렬 또는 벡터의 전치(transpose)를 의미하며, 실수값 T 또는 아래 첨자로 쓰이는 T와 구별됨을 유의한다.

[0037] GF 내의 연산 기호를 가지고 서술하는 수식에서는 모든 연산은 GF 내에서 일어나는 것을 암시하므로, $1_{\mathbb{R}G}$ 기호는 생략된다. $\oplus$ 와 $\otimes$ 연산자들은 각각 GF 내에서 정의되는 합산 연산과 승산 연산을 의미한다.

[0038] RLNC를 이용하는 중간 노드 k는 다음 수학식 2와 같이 패킷을 생성하여 전송한다.

수학식 2

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{t=1}^T \oplus \{c_t(k) \otimes x_t^{(i)}\} \\ &\triangleq \{c_1(k) \otimes x_1^{(i)}\} \oplus \{c_2(k) \otimes x_2^{(i)}\} \oplus \dots \oplus \{c_T(k) \otimes x_T^{(i)}\} \end{aligned}$$

[0040] 수학식 2는 $x_t^{(i)}$ 와 코딩 계수 $c_t(k)$ 의 GF에서의 선형 결합(linear combination in GF)을 의미한다. i는 $1 \leq i \leq L$ 인 임의의 정수이고, T는 하나의 패킷 내에 결합된 데이터의 개수이다. $y(k)$ 와 $c_t(k)$ 는 항상 GF 내의 원소로 간주될 수 있다. 코딩 계수들은 크기 2^M 을 가지고 GF로부터 균일하고 랜덤하게 선정되는데, 이를 $GF(2^M)$ 라고 한다. 이는 GF 크기가 M에 의해 결정되며, $c_t(k) \in GF(2^M)$ 임을 의미한다.

[0041] 본 발명에서는 특히, 특성값 2를 가지는 GF, 즉 $GF(2^M)$ 에서 합산 연산은 XOR 연산으로 수행될 수 있다. GF의 크기는 소스 심볼에 관하여 수행될 수 있는 코딩 연산들의 집합을 결정한다. 따라서 입력 알파벳의 크기가

$|\mathcal{S}| \leq 2^M$ 라고 가정할 수 있다. 만약 $|\mathcal{S}| > 2^M$ 인 경우에는 입력 집합은 예를 들어 소스 결합(source binning) 또는 양자화 등을 이용하여 축소되고 그럼으로써 입력 집합은 GF 크기, 즉 2^M 을 초과하지 않게 된다.

각각의 노드에서 생성되는 패킷들은 이웃하는 노드들로 전송되며 최종적으로 수신 노드들로 향한다. 만약 수신 노드의 디코더에서 K 개의 이노베티브(innovative) 즉, 선형 비종속적(linear independent)인 심볼 또는 패킷들, $\mathbf{y}(1), \dots, \mathbf{y}(K)$ 이 수신되어 연산에 쓰일 수 있다면, 선형 시스템 $\mathbf{y} = \mathbf{C} \odot \mathbf{x}$ 는 다음 수학식 3 과 같이 표현될 수 있다.

수학식 3

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}(1) \\ \vdots \\ \mathbf{y}(K) \end{bmatrix} = [\mathbf{c}_1 \cdots \mathbf{c}_T] \odot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^{(i)} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_T^{(i)} \end{bmatrix} \triangleq \sum_{t=1}^T \bigoplus \{\mathbf{c}_t \otimes \mathbf{x}_t^{(i)}\}$$

여기서 $\odot$ 연산자는 유한 필드(finite field)에서 행렬들 사이의 승산 연산을 의미한다.

$K \times T$ 행렬 $\mathbf{C}$ 는 코딩 계수 행렬(coding coefficient matrix)이라고 하는데, 컬럼 벡터들 $\mathbf{c}_t = [\mathbf{c}_t(1), \mathbf{c}_t(2), \dots, \mathbf{c}_t(K)]^T$ 로 구성되며, 수신된 심볼들의 유사도 모델에 기초하여 생성된다. 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 를 유사도 모델에 기초하여 생성하는 방법은 네트워크 코딩의 복호화 기법에 속련된 자들에게 주지된 방법이므로 설명을 생략한다.

만약 이러한 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 가 풀-랭크(full-rank), 즉 $K=T$ 인 경우, 다시 말해 수신된 심볼들의 개수 K 가 송신된 심볼들의 개수 T 와 같아 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신된 경우에, 수학식 3의 선형 시스템

의 해(solution)인 $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\mathbf{x}}_1^{(i)}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_T^{(i)}]^T$ 는, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 가 고유하게 결정되고 또한 이에 상응하여 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR}(\hat{\mathbf{x}})$ 이기 때문에, 다음 수학식 4와 같이 고유하게 결정될 수 있다.

수학식 4

$$\hat{\mathbf{x}}_N = [\hat{\mathbf{x}}_1^{(i)}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_T^{(i)}]^T = \mathbf{C}^{-1} \odot \mathbf{y}$$

코딩 계수 행렬의 역행렬은 GF 상에서 가우시안 소거법(Gaussian elimination)을 수행하는 것과 같은 주지의 방법을 통해 쉽게 얻을 수 있다.

문제는, 만약 고유한 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 결정하기에 충분하지 않은 수의 심볼들만 수신된 경우에, 즉 $K < T$ 인 경우, 다시 말해, 수신된 심볼들의 개수 K 가 송신된 심볼들의 개수 T 보다 적어 복호화하기에 충분한 T 개의 심볼들이 수신되지 않은 경우에, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 가 풀-랭크가 아니기 때문에 수학식 3의 선형 시스템의 해

$\hat{\mathbf{x}} = [\hat{\mathbf{x}}_1^{(i)}, \dots, \hat{\mathbf{x}}_T^{(i)}]^T$ 는 유일하게 결정되지 못할 뿐 아니라, 무한한 개수로 얻어질 수 있다.

근사 복호화법은 이러한 문제를 해결하기 위해 도입된 것으로, 근사적으로 결정된 소스 심볼들이 불충분하게 수신된 데이터를 가지고 재구축된다.

[0051] 2. 근사 복호화법

[0052] 복호기(decoder)는 심볼 집합 y 를 수신하면 소스 데이터를 복원할 수 있다. 만약 전송 절차 중에 패킷 지연이나 손실과 같은 외부적 요인이 있거나, 또는 무작위로 선정되는 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 이 특이 행렬(singular matrix)인 경우에는, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 은 얻어질 수 없고 수학식 3의 선형 시스템에서 해가 유일하지 않을 수 있다.

[0053] 이러한 문제를 해결하기 위해 근사 복호화법은 추가적인 제한 조건들(additional constraints)을 이용하여 코딩 계수 행렬을 풀-랭크로 만들 수 있다.

[0054] 입력된 데이터의 상관 관계가 복호화 절차에서 추가되는 추가 제한 조건들 $\mathbf{D}$ 와 $\boldsymbol{\nu}$ 를 구축하는 데에 이용될 수 있다. 추가 제한 조건들 $\mathbf{D}$ 및 $\boldsymbol{\nu}$ 의 모든 요소들(elements) 역시 GF 내의 값이다.

[0055] 추가 제한 조건들 $\mathbf{D}$ 및 $\boldsymbol{\nu}$ 를 추가함으로써 선형 시스템은 유일한 해를 가질 수 있게 되고 유일한 해 $\hat{\mathbf{x}}$ 는 다음 수학식 5와 같이 표현될 수 있다.

수학식 5

[0056]

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix}^{-1} \odot \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\nu} \end{bmatrix}$$

[0057] 추가 제한 조건들 $\mathbf{D}$ 및 $\boldsymbol{\nu}$ 내의 계수들은 소스의 모델들에 기초하여 결정될 수 있다. $\hat{\mathbf{x}}$ 가 결정되면, 원본 데이터의 근사 심볼 $\hat{\mathbf{s}}$ 은 수학식 1의 식별 함수들에 의해 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR}(\hat{\mathbf{x}})$ 과 같이 얻어질 수 있다.

[0058] 좀더 상세한 내용은 H. Park, N. Thomos, and P. Frossard, Approximate decoding approaches for network coded correlated data, Signal Processing (Elsevier), vol. 93, no. 1, pp. 109~213, Jan. 2013 논문을 참조할 수 있다.

[0059] $(T-K) \times T$ 행렬 $\mathbf{D}$ 는 유사도 모델에 기초하여 생성될 수 있는데, 예를 들어 가장 유사한 데이터 $\mathbf{x}_t^{(i)}$ 및 $\mathbf{x}_{t'}^{(i)}$ 의 위치에 상응하는 자리에 값 "1" 및 "1"을 가지는 두 개의 요소들을 제외하고 각 행이 0으로 구성되도록 생성된다. 또한 $\boldsymbol{\nu}$ 은 $T-K$ 길이를 가지는 벡터로서 결정되는데, 예를 들어 모든 값이 0일 수 있다 ($\boldsymbol{\nu} = \mathbf{0}_{T-K}$).

[0060] 이렇게 하여 원본 데이터의 근사 심볼 $\hat{\mathbf{s}}$ 은 다음의 수학식 6과 같이 얻어질 수 있다.

수학식 6

[0061]

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{1}_{GR} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix}^{-1} \odot \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{0}_{(T-K)} \end{bmatrix} \right)$$

[0062] 이를 통해 복호화기는 일부 심볼들이 완전한 복호화에 불충분하더라도 원래의 심볼들을 근사적으로 복원할 수 있다.

[0063] 이러한 기존의 알고리즘의 핵심 아이디어는 소스의 상관 관계에 기초하여 잉여 방정식을 추가하여 수학식 6에서

$[\mathbf{C}^T \mathbf{D}^T]^T$ 를 가역적으로(invertible) 만든다는 점이다. 이는 네트워크 코딩된 데이터에 관하여 데이터 복원 방법론의 새로운 패러다임을 제시한다.

[0064] 하지만 이렇게 기존에 제안된 근사 복호화 방법론들은 추가 제한 조건 행렬 $\mathbf{D}$ 와 $\boldsymbol{\nu}$ 가 경험론적 방법론(heuristic approach)에 의존하는 경우가 대부분이어서 소스 유사성을 제대로 재현하지 못하였고, 이는 제한된 성능으로 이어졌다.

[0065] 3. 본 발명의 상관 관계를 가진 데이터의 근사 복호화법

[0066] 3.1 소스 데이터의 분포 모델

[0067] 본 발명의 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법은, 종래의 경험론적인 방법론에서 벗어나 좀더 객관적인 방법론을 통해 향상된 성능을 얻기 위해, 소스의 상관 관계에 관한 통계적 분석을 고려하였다.

[0068] 소스의 상관 관계는 연속하는 소스 데이터의 차이 집합 $\boldsymbol{\delta}_N$ 내에서 나타나는 통계적으로 특징지어질 수 있다.

[0069] 통계적인 분석을 위해, 네트워크 코딩 절차 중에, 결합(combining)을 수행하기에 앞서, 데이터 집합은 버퍼 내에서 크기 순서대로 정렬될 수 있다.

[0070] 순서는 하위 첨자 N 으로 표시될 수 있다. 따라서, x_{N+1} 은 x_N 보다 작지 않으며, $x_{N+1}^{(i)} \geq x_N^{(i)}$ 라고 할 수 있다.

[0071] N 번째 소스 데이터 x_N 와 $N+1$ 번째 소스 데이터 x_{N+1} 사이의 차이를 의미하는 L 개의 요소들로 된 차이 집합을

$\boldsymbol{\delta}_N = [\delta_N^{(1)}, \dots, \delta_N^{(L)}]^T$ 이라 하면, N 번째 차이 집합 $\boldsymbol{\delta}_N$ 의 i 번째 요소는 $\delta_N^{(i)}$ 이다.

[0072] 이때, $\boldsymbol{\delta}_N$ 의 각 요소 $\delta_N^{(i)}$ 은 각자의 평균 Δ 과 분산 σ^2 를 가지는 종형 유니모달 대칭 분포 함수(bell-shaped unimodal symmetric distribution) $\Psi(\Delta, \sigma^2)$ 를 따른다고 가정할 수 있다. 유니모달 대칭 분포 함수는 어떤 데이터 그룹을 모델링하는 데에 널리 사용되며, 예를 들어 가우시안 분포나 라플라시안 분포와 같은 주지의 분포 함수들이 있다.

[0073] 따라서 $N+1$ 번째 소스 데이터 x_{N+1} 은 다음 수학적 식 7과 같이 표현될 수 있다.

수학적 식 7

[0074] $\mathbf{x}_{N+1} = \mathbf{x}_N + \boldsymbol{\delta}_N$

[0075] 이때, $\delta_N^{(i)} \sim \Psi(\Delta, \sigma^2)$ 이므로, $N+1$ 번째 소스 데이터 x_{N+1} 내의 데이터 $x_{N+1}^{(i)}$ 는 N 번째 소스 데이터 x_N 내의 $x_N^{(i)}$ 와 차이 집합 $\boldsymbol{\delta}_N$ 내의 $\delta_N^{(i)}$ 을 이용하여 수학적 식 8과 같이 표현될 수 있다.

수학적 식 8

[0076] $x_{N+1}^{(i)} = x_N^{(i)} + \delta_N^{(i)}$

- [0077] 이와 같은 모델에서, 연속하는 두 소스 데이터 사이의 평균 차이는 평균 Δ 로 나타낼 수 있다. 본 명세서에서 평균 Δ 은 또한 유사도 정보(SI:similarity information)이라고 호칭될 수 있다.
- [0078] 근사 복호화법에서 소스의 상관 관계는 유사도 모델(similarity model)을 이용하여 표현될 수 있다는 점과, 이때 소스 유사도는 데이터 사이의 거리로 측정될 수 있다는 점은 주지되어 있다.
- [0079] 따라서, 이러한 거리 측정에 비추어 볼 때에, 만약 소스 데이터들 사이의 거리의 평균 Δ 이 커지면 상관 관계는 줄어들고, 역으로 소스 데이터들 사이의 거리의 평균 Δ 이 작아지면 상관 관계는 커진다고 할 수 있다.
- [0080] 한편, 만약 소스 데이터의 값들이 GF 크기를 초과하지 않는다고 하면, 차이 집합 δN 내의 요소들의 값과 SI의 값은 $GF(2^M)$ 공간 내에서 결정될 수 있다.
- [0081] 3.2 대칭 분포된 소스 데이터의 근사 복호화법
- [0082] 대칭 분포된 소스 데이터의 근사 복호하기 위해서는 수학적 5의 방정식이 적절하게 구성되어야 한다. 다시 말해 매 N 번째 소스 데이터마다, T-K 개의 요소들로 구성되는 추가 제한 조건 $\nu = [\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_{T-K}]^T$ 는 T-K 데이터의 통계적 특성에 기초하여 결정된다.
- [0083] 예를 들어, N 번째 시간 슬롯의 소스 데이터 x_N 의 i 번째 데이터 요소 $x_N^{(i)}$ 와 N+1 번째 시간 슬롯의 소스 데이터 x_{N+1} 내의 i 번째 데이터 요소 $x_{N+1}^{(i)}$ 의 차이인 $\delta_N^{(i)}$ 값들이 각각 종형 유니모달 대칭 분포 $\Psi(\Delta, \sigma^2)$ 를 따를 경우에, 전송 중에 데이터가 손실되거나 수신되지 않아 추가되어야 하는 T-K 길이의 추가 제한 조건 ν 의 제한 조건의 요소들은 손실된 데이터 요소의 차이 평균들 Δ 값으로 구성된다.
- [0084] 이를 위해, 소스 노드는 데이터 요소들의 차이 집합 δN 의 분포 $\Psi(\Delta, \sigma^2)$ 를 지속적으로 추적하며, δN 의 분포 $\Psi(\Delta, \sigma^2)$ 에 기초한 유사도 정보를 수신 노드에 전송한다.
- [0085] 수신 노드는 유사도 정보, 특히 차이 집합 δN 의 평균 Δ 을 수신하고, 만약 수신된 데이터에 누락, 손실된 데이터 요소가 있다면, 수신된 유사도 정보, 특히 평균들 Δ 에 기초하여 추가 제한 조건 ν 을 생성하여 근사 복호화할 수 있다.
- [0086] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 소스 데이터 통계를 이용한 네트워크 코딩된 데이터의 최적 근사 복호화 방법을 예시한 순서도이다.
- [0087] 도 2를 참조하면, 본 발명의 최적 근사 복호화 방법은 단계(S21)에서, 수신 노드가 중간 노드로부터 복호화를 위해 심볼들 및 연속하는 심볼들의 차이 값들의 통계 정보로 구성된 유사도 정보(SI)를 수신하는 단계로부터 시작할 수 있다.
- [0088] 실시예에 따라, 연속하는 심볼들의 차이 값들은 종형 유니모달 대칭 분포를 따르고, 유사도 정보(SI)는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값이거나, 또는 평균 값 및 분산 값일 수 있다.
- [0089] 이어서, 단계(S22)에서, 수신 노드는 복호화에 충분한 심볼들이 수신되었는지 판정한다.
- [0090] 구체적으로, 수신 노드는 T 개의 심볼들이 복원하기 위해, 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 고유하게 결정할 수 있도록 T 개의 선형 비종속적인 심볼들이 수신되었는지 판정할 수 있다.
- [0091] 실시예에 따라 수신 노드가 수신하는 데이터는 소정의 시간 제한 내에 심볼들을 복호화하여 사용자에게 제공하여야 하는 지연 민감성 데이터일 수 있다.
- [0092] 만약 $K=T$ 인 K 개의 심볼이 수신되어, 단계(S22)에서 충분한 심볼들이 수신되었다고 판정하면 단계(S23)로 진행한다.

[0093] 단계(S23)에서, 수신 노드는, 수신된 T 개의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 풀-랭크 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 의 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 을 결정하고, 역행렬 $\mathbf{C}^{-1}$ 및 수신 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 원본 심볼 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} (\mathbf{C}^{-1} \odot \mathbf{y})$ 을 복원한다.

[0094] 만약 $K < T$ 인 K 개의 심볼들만 수신되어, 단계(S22)에서 충분한 심볼들이 수신되지 않았다고 판정하면, 단계(S24)로 진행한다.

[0095] 단계(S24)에서, 수신 노드는, 수신된 K 개의 심볼들 $\mathbf{y}$ 로부터 $K \times T$ 의 코딩 계수 행렬 $\mathbf{C}$ 를 생성하고, T-K 개의 누락된 코딩 계수에 관하여 $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 및 T-K 개의 누락된 심볼들에 관하여 유사도 정보로부터 T-K 길이의 추가 제한 조건 $\boldsymbol{\nu}$ 을 각각 생성하여 다음의 수학적 9를 통해 원본 심볼들 $\hat{\mathbf{s}}$ 을 복원한다.

수학적 9

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{1}_{GR} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix}^{-1} \odot \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\nu} \end{bmatrix} \right)$$

[0096] 구체적으로, $(T-K) \times T$ 의 추가 제한 조건 $\mathbf{D}$ 는 수신된 심볼들 $\mathbf{y}$ 의 유사도 모델에 기초하여 생성될 수 있고, T-K 길이의 추가 제한 조건 $\boldsymbol{\nu}$ 은 소스 노드에서 전송되는 연속하는 심볼들의 차이 값들의 평균 값들로부터 생성될 수 있다.

[0098] 3.3 성능 평가

[0099] 표현의 간결함을 위해 $\delta_N^{(i)}$ 를 δ_i 라 표시하고, $\boldsymbol{\nu}$ 중 n 번째 요소를 ν_n 라 하며, ν_n 이 가장 좋은 복호 성능을 보여준다고 가정할 경우에, ν_n 대신에 ν_n' 이 적용되어 디코딩되었을 때의 오차 $e(\nu_n'|\nu_n)$ 에 따른 기대 오차 함수는 다음 수학적 10과 같이 표현될 수 있다.

수학적 10

$$E\{e(\nu_n'|\nu_n)\} = \sum_{j=0}^{2p} \sum_{i=0}^{2p} \Pr(\nu_n = \delta_i) \Pr(\nu_n' = \delta_j) u(\delta_i - \delta_j)$$

$$u(\delta_i - \delta_j) = \begin{cases} m, & \text{if } \delta_i = \delta_j \\ M, & \text{otherwise} \end{cases}, \text{ and } m < M$$

[0101] 여기서, $\Pr(\nu_n = \delta_i)$ 는 δ_i 가 선택될 확률이고 $\Pr(\nu_n' = \delta_j)$ 는 δ_j 가 선택될 확률이며, $u(\delta_i - \delta_j)$ 는 근사 복호화 알고리즘에 기초한 오차를 모델링한 함수이다.

[0102] 수학적 10에 기초하여, $GF(2^{10})$ 내에서, $\nu_n = \Delta = 16$ 으로 정해놓고 소스 데이터들을 생성하면서, 다양한 ν_n' 값들에 관하여 디코딩을 1000 회에 걸쳐 실시한 결과가 도 3에 나타나 있다.

[0103] 도 3에서 1부터 35까지 ν_n' 를 변경하면서 실험한 결과를 참조하면, 평균 제곱 오차(MSE)는 $\nu_n' \neq \nu_n$ 인 한 대

동소이하게 매우 큰 값을 보이며, $\nu_n' = \nu_n$ 인 때에만 급격하게 줄어든다.

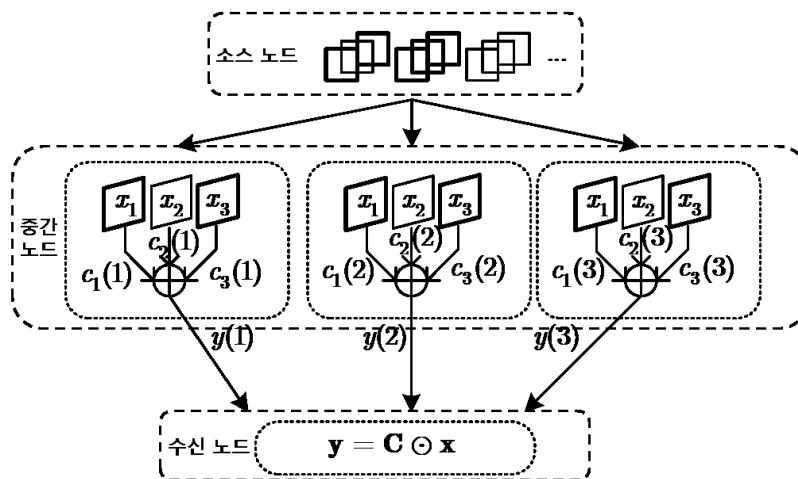
[0105] 본 발명의 최적 근사 복호화 방법에서는 소스 노드에서 디코딩 노드로 차이 집합의 분포 정보 즉 유사도 정보 (SI)를 전송하기 때문에, $\nu_n' \neq \nu_n$ 는 실질적으로 유사도 정보 SI가 전송 중에 소실되었거나 변조된 경우와 같다.

[0106] 이상과 같이 본 발명은 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 본 발명이 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 이는 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 따라서, 본 발명의 사상은 아래에 기재된 특허청구범위에 의해서만 파악되어야 하고, 이와 균등하거나 또는 등가적인 변형 모두는 본 발명 사상의 범주에 속한다 할 것이다.

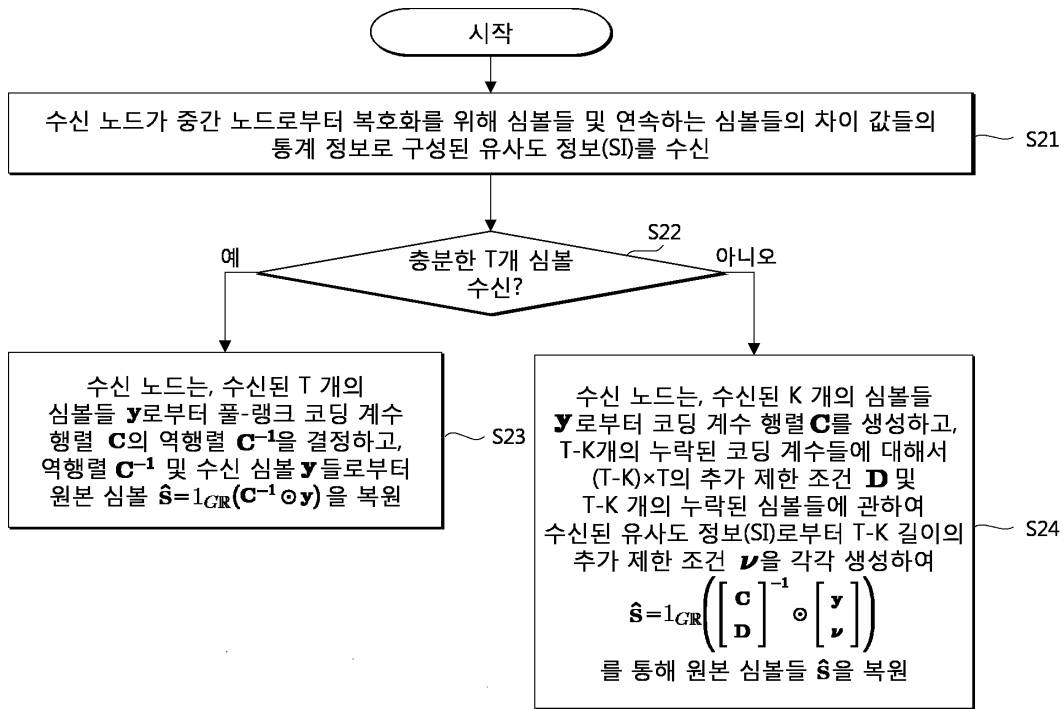
[0107] 또한, 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로서 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 기록매체의 예로는 ROM, RAM, 광학 디스크, 자기 테이프, 플로피 디스크, 하드 디스크, 비휘발성 메모리 등이 있으며, 또한 캐리어 웨이브(예를 들어 인터넷을 통한 전송)의 형태로 구현되는 것도 포함한다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어 분산방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수 있다.

도면

도면1



도면2



도면3

