

희소 신호의 복원을 위한 확률적 배제 기반의 직교 정합 추구 알고리즘

Probabilistic Exclusion Based Orthogonal Matching Pursuit Algorithm for Sparse Signal Reconstruction

김 시 현**

Seehyun Kim**

Abstract

In this paper, the probabilistic exclusion based orthogonal matching pursuit (PEOMP) algorithm for the sparse signal reconstruction is proposed. Some of recent greedy algorithms such as CoSaMP, gOMP, BAOMP improved the reconstruction performance by deleting unsuitable atoms at each iteration. They still often fail to converge to the solution because the support set could not escape from a local minimum. PEOMP helps to escape by excluding a random atom in the support set according to a well-chosen probability function. Experimental results show that PEOMP outperforms several OMP based algorithms and the l_1 optimization method in terms of exact reconstruction probability.

요 약

본 논문에서는 희소한 신호의 압축센싱을 위해 확률적 배제에 기반한 직교정합추구 (PEOMP) 신호 복원 알고리즘을 제안하였다. CoSaMP, gOMP, BAOMP 등의 알고리즘들은 매 반복 단계에서 새로운 atom들을 support set에 추가할 뿐만 아니라 부적절하다고 판단되어지는 atom들은 삭제하기 때문에 우수한 신호 복원 성능을 보인다. 그러나 반복 과정 중에 support set의 구성이 국소 최저점에서 벗어나지 못하여 신호 복원에 실패하는 경우가 발생하는 단점을 가지고 있다. 제안된 알고리즘은 매 반복 단계에서 확률적으로 임의의 atom을 배제하여 support set이 국소 최저점에 빠져 있는 경우 그곳에서 탈출하는데 도움을 준다. 모의실험을 통해 PEOMP가 기존의 OMP 기반의 알고리즘들과 l_1 최적화 방법보다 신호 복원 능력 관점에서 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

Key words : sparse signal reconstruction, compressive sensing, orthogonal matching pursuit (OMP), greedy algorithm, probabilistic exclusion.

1. 서론

압축센싱(compressive sensing)은 신호의 획득 및 압축의 새로운 접근 방법으로서 최근 연구자들의 높

은 관심을 받고 있다. 전통적인 아날로그 신호의 획득 방법은 Nyquist 이론에 기반을 두고 있다. 즉, 신호의 대역폭의 두 배 이상의 주파수로 샘플링하면 정보를 온전히 보존한 채로 신호를 획득하기 때문에 원 신호를 완벽히 복원할 수 있다. 이 이론은 모든 신호의 획득에 적용되는 충분조건이며 따라서 특정 성질을 갖는 신호를 다룰 때에는 그 효율성이 매우 떨어지는 단점이 발생한다. 예를 들어 길이가 N 인 신호 x 의 0이 아닌 성분의 개수 K 가 N 보다 매우 작다면, 즉 x 가 희소(sparse)하다면 N 보다 작은 M 의 길이를 갖는 측정값 y 로도 x 를 완전하게 복원해낼 수 있음

**Department of Information and Communication Engineering, The University of Suwon.
(email: seehyun@suwon.ac.kr, tel: +82-31-229-8217)
Manuscript received Aug. 30, 2013; revised Sep. 17, 2013; accepted Sep. 17, 2013.

이 압축센싱 이론에서 증명되어 있다[1,2].

K 는 희소도 수준(sparsity level)이라 하고 $x \in R^N$ 는 K -희소(K -sparse)하다고 한다. $y \in R^M$ 는 x 와 샘플링 벡터 $\{\phi_i | i \in [1:M]\}$ 사이의 내적(inner product)으로 계산된다. 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$y = \Phi x \quad (1)$$

Φ 는 $M \times N$ 측정행렬이며 ϕ_i 가 행렬의 행벡터이다. $M < N$ 이므로 y 로부터 x 를 복원하는 문제는 하나 이상의 해를 갖는 under-determined 상황이다. 따라서 일반적으로 x 를 구할 수 없다. Candes[1]와 Donoho[2]는 x 가 충분히 희소하고 측정행렬 Φ 의 투사 특성이 적절히 균일하다면 $M = O(K \log(N/K))$ 개의 측정값으로 x 를 복원해 낼 수 있음을 보였다. 이때 복원에 사용할 수 있는 방법으로는 비선형 컨벡스 최적화 기법으로 식 (2)와 같은 l_1 -norm을 최소화하는 기저추구(Basis Pursuit, BP) 방법[3]이 있다.

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_1 \text{ subject to } \Phi x = y \quad (2)$$

그러나 이 방법의 요구되는 계산량은 $O(N^3)$ 으로 대부분의 응용에서 사용하기 어렵다.

이러한 과도한 계산량의 문제점을 해결하기 위해 다양한 연구가 진행되고 있으며 특히 탐욕 (greedy) 알고리즘에 기반한 연구가 많은 연구자들의 관심을 받고 있다. 이러한 노력은 정합추구 (matching pursuit, MP) 알고리즘[4]에서 시작하여 직교정합추구 (orthogonal matching pursuit, OMP)[5]를 거쳐 여러 가지 방법들이 제안되었다. OMP를 개선한 방법에는 Stagewise OMP (StOMP)[6], Compressive Sampling Matching Pursuit (CoSaMP)[7], Subspace Pursuit (SP)[8], Generalized OMP (gOMP)[9], Backtracking based Adaptive OMP (BAOMP)[10] 등이 있다. 탐욕 알고리즘 기반의 신호 복원 알고리즘은 $O(KMN)$ 의 계산 복잡도를 가지는데 $K \ll N$ 이라면 이 계산량은 BP와 같은 l_1 최소화 알고리즘보다 매우 적다.

본 논문에서는 OMP 기반의 새로운 희소 신호 복원 알고리즘을 제안하고자 한다. 잔차 (residual) 신호로부터 새로운 atom을 찾아 support set에 추가하는 동작을 반복하여 점진적으로 true support set을 찾아가는 점은 StOMP, BAOMP 등과 유사하다. 또한

CoSaMP나 SP처럼 반복할 때 마다 이미 선택되어 있는 atom들의 유효성을 검사하여 적절치 않다고 판단되면 support set에서 제외시킨다. 이러한 동작은 OMP보다 반복 횟수를 줄여 주어 실행 시간을 단축시켜 주는 효과가 크다. 그러나 기존의 방식들은 희소도에 따라 원 신호를 복원하는데 실패하는 빈도가 높아지는 단점이 있다. 그 원인은 true support set을 찾아가는 반복 과정에서 support set의 구성이 국소 최저점 (local minimum)에 빠진 후 벗어나지 못했기 때문이다. 이는 탐욕 알고리즘의 근본적인 문제점이기도 하다. 제안하는 알고리즘은 support set이 국소 최저점에서 빠져 나올 수 있는 특징을 가지고 있다.

본 논문에서는 확률적 직교정합추구 (Probabilistic Exclusion based OMP, PEOMP) 알고리즘을 제안한다. 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 PEOMP의 단계별 동작을 기술하고 이어서 모의실험 결과에 대해서 논의한 후 본 논문의 기여를 요약한다.

II. 확률적 배제 기반의 직교정합추구 알고리즘

식 (1)에서 측정행렬 Φ 의 열벡터들을 atom이라 하고 그 전체 집합을 dictionary라고 하면, 희소 신호 x 의 복원 문제는 atom들의 선형 조합이 y 와 같도록 dictionary에서 atom들을 선택하는 문제와 동일하다. 이 문제의 해를 구하기 위해 탐욕 알고리즘을 적용한 첫번째 연구 결과는 MP이다. 가장 가능성이 높은 atom을 구하여 atom의 집합, 즉 support set에 추가하는 동작을 반복적으로 수행함으로써 최종적으로 희소 신호를 구성하는 true support set을 구하게 된다 [4]. 한 단계에서 수행되는 연산은 크게 선택과 갱신 두 동작으로 구분된다. 먼저 잔차 신호와 가장 큰 상관도를 보이는 atom을 선택하여 atom 집합에 추가한다. 단 잔차 신호는 y 의 값으로 초기화된다. 두번째로 잔차 신호를 선택된 atom으로 투사하여 얻은 값을 잔차 신호에서 빼서 잔차 신호의 값을 갱신한다.

OMP에서는 선택 과정은 동일하지만 보다 의미있는 갱신 과정을 수행한다. 즉, 그 단계의 atom 집합에 의한 최소자승 (least square, LS) 해를 이용하여 잔차 신호를 갱신한다[5]. 이러한 차이점으로 인해 OMP는 MP보다 월등한 신호 복원 성능을 보인다. ROMP, StOMP, SP, CoSaMP, gOMP, BAOMP 등이 OMP에 기반한 알고리즘들이며, 이들은 각 단계에서 하나 이

상의 atom을 선택하여 반복 횟수를 줄여 수렴 성능을 개선하였다.

탐욕 알고리즘은 효과적인 최적화 방법이지만 국소 최저점에 빠질 수 있는 단점이 있다. 탐욕 알고리즘에 기반한 OMP 계열의 모든 알고리즘들도 이 문제에 있어서 취약함을 보인다. 특히 최근에 발표된 CoSaMP, BAOMP 등도 국소 최저점 문제로 희소 신호 복원에 실패하는 경우가 발생한다.

제안된 PEOMP는 OMP 계열의 알고리즘과 같이 atom들을 찾아가는 과정을 반복하여 최종적으로 신호를 복원한다. 먼저 초기화 과정에서 중요 신호들을 초기화 한다. x 는 복원되는 신호이고, r 과 Λ 는 각각

Input : $\Phi, y, \mu_1, \mu_2, n_{max}, \varepsilon$

Initialization : $x_0 = 0, r_0 = y, \Lambda_0 = \emptyset$

Loop : $n = 1$ 로 초기화한 후 아래를 반복

1. Support set 추가
 - (a) $\rho_{max} = \max |\langle r^{n-1}, \psi_i \rangle|$
 - (b) $\Delta = \{i : |\langle r^{n-1}, \psi_i \rangle| \geq \mu_1 \cdot \rho_{max}\}$
 - (c) $\Theta = \Lambda_{n-1} \cup \Delta$
2. Support set 정리
 - (a) $x_\Theta = \Phi_\Theta^+ \cdot y$
 - (b) $\alpha_{max} = \max_i |x_\Delta(i)|$
 - (c) $\Gamma = \{i : |x_\Theta(i)| \leq \mu_2 \cdot \alpha_{max}\}$
 - (d) $\Lambda_n = \Theta \setminus \Gamma$
3. 잔차 갱신
 - (a) $x_n = \Phi_{\Lambda_n}^+ \cdot y$
 - (b) $r_n = y - \Phi_{\Lambda_n} \cdot x_n$
 - (c) $\|r_n\|_2 \leq \varepsilon$ 이거나 $n = n_{max}$ 이면, Loop를 빠져나감
4. Support set 변이
 - (a) $\lambda \in \Lambda_n$ 를 임의로 선택
 - (b) $p = (|\Lambda_n|/M)^2$
 - (c) $[0, 1]$ 사이의 임의의 수 q 를 발생
 - (d) $q < p$ 이면 Λ_n 에서 λ 를 배제하고 x_n 과 r_n 을 갱신
 - (e) $n = n + 1$, Loop 반복.

Output : $\hat{x} = x_n$

Fig. 1. PEOMP: Probabilistic exclusion based OMP algorithm.

그림 1. 확률적 배제에 기반한 직교정합추구 알고리즘

잔차와 support set이다. 반복되는 부분은 크게 4 단계로 구성된다. 1 단계에서는 새로운 atom들을 적절하게 선택하여 그들의 첨자를 support set에 추가하며 2단계에서는 support set 내의 부적절한 atom들을 찾아 제거한다. 3단계에서는 새로운 support set에 따른 최적의 잔차 신호를 구하고 마지막 4단계에서는 국소 최저점에 빠져 있을 경우 벗어나기 위해 확률적으로 support set을 변형시킨다. 만약 3단계에서 구한 새로운 잔차 신호가 주어진 크기보다 작으면 복원과정은 완료된 것으로 판단하여 반복을 종료한다. 각 단계별 자세한 동작은 그림 1과 같다.

1단계에서는 아직 support set에 들어있지 않은 atom들 중에 적절한 후보를 찾아 support set에 추가한다. MP 계열의 알고리즘들처럼 잔차 신호와 상관도를 구한 후 그 값에 따라 atom들을 선택한다. OMP에서는 가장 높은 상관도를 보이는 atom (단계 1.(a)의 ρ_{max}) 하나를 선택하지만, StOMP, BAOMP에서는 알고리즘의 수렴 속도를 높이기 위해 높은 상관도를 보이는 여러 개의 atom들을 선택한다. 단계 1.(b)에서 μ_1 은 0과 1사이의 실수로 동시에 선택되는 atom들의 갯수에 영향을 미친다. $\mu_1 = 1$ 이면 OMP와 같이 최대의 상관도를 갖는 하나의 atom을 추가하게 된다. $0 < \mu_1 < 1$ 인 경우 여러 개의 atom들이 선택되지만 갯수가 정해지지 않는 않는다. μ_1 이 고정되어도 상관도의 분포에 따라 추가되는 atom의 갯수가 달라진다. 예를 들어 $\mu_1 = 0.7$ 이면 최대 상관도의 70% 보다 큰 상관도를 보이는 모든 atom들이 선택된다. gOMP에서는 갯수를 지정하는데 이 방식은 상관도가 낮은 atom이 추가되거나 상관도가 높은 atom이 선택되지 않는 경우가 발생하여 수렴 속도가 느려지는 문제점이 있다. 선택된 새로운 atom들의 첨자(단계 1.(b)의 Δ)를 기존의 support set(Λ_{n-1})에 추가하여 support set을 확장한다(단계 1.(c)의 Θ).

OMP 및 OMP 계열의 몇몇 알고리즘들의 특징 중의 하나는 한번 선택된 atom은 반복 과정이 진행되는 동안 support set에서 제외되지 않는다는 것이다. 그러나 탐욕 알고리즘의 특성상 특정 반복 단계에서 선택된 atom이 이후의 반복 단계에서는 불필요한 atom으로 판단될 수도 있다. 따라서 부적절한 atom들은 매 반복 단계에서 제거해 줄 필요가 있다. 2단계에서는 현재의 support set에서 부적절하다고 판단되는 atom들을 제거하여 support set의 구성을 개선시킨다. 단계 2.(a)의 Φ_Θ^+ 는 단계 1에서 확장된 support set의

atom들을 모아서 만든 행렬(Φ_θ)의 pseudo inverse이다. 즉 x_θ 는 θ 의 atom들로 복원한 x 이다. x_θ 의 각 성분의 값은 θ 내의 atom들이 x 에 기여하는 크기이다. x_θ 의 성분 중 Δ 내의 atom들의 계수 중의 최대값을 α_{max} 라 하자(단계 2.(b)). θ 중에서 α_{max} 보다 작은 계수를 갖는 atom들은 x 에 대한 기여도가 새로 추가된 Δ 내의 한 atom보다 낮다. 비록 그 atom들이 이전 반복단계에서 선택되었다고 하더라도 현재의 support set에서는 더 이상 중요한 기여를 하지 못하고 있으므로 support set에서 제외되는 것이 바람직하다. 물론 그 atom들의 기여도가 원래 낮을 수도 있다. 그 경우이더라도 이후의 단계에서 그 atom들은 추가될 수 있으므로 현재의 반복단계에서는 제거되는 것이 타당하다. μ_2 은 0과 1사이의 실수로 동시에 제외되는 atom들의 선택에 영향을 미친다. $\mu_2 = 0.7$ 인 경우 α_{max} 의 70%보다 작은 계수를 갖는 atom들(단계 2.(c))은 support set에서 제거된다(단계 2.(d)).

새로운 support set A_n 이 준비되면 3단계에서는 먼저 LS 방식으로 x 를 복원하고 (단계 3.(a)) 이어서 잔차 신호를 갱신한다(단계 3.(b)). 잔차 신호의 크기가 충분히 작거나, 지정된 반복횟수를 초과하였으면 알고리즘을 종료한다(단계 3.(c)).

만약 수렴조건을 충족시키지 못했다면 다시 단계 1로 돌아가서 수행을 반복하여야 한다. 그런데 A_n 의 구성이 국소 최저점에 빠져 있고 잔차 신호가 충분히 작으면, 잘못 선택되었지만 LS 계수가 상대적으로 큰 atom들은 배제되지 않게 되므로 다시 반복과정을 거치더라도 true support set 방향으로 나아갈 가능성은 희박하다. 이러한 문제점 때문에 많은 OMP 계열 알고리즘들이 신호 복원에 실패하기도 한다. 제안된 알고리즘에서는 support set이 국소 최저점에 빠져있을 경우 다음 단계와 같이 support set의 임의의 변형을 통해 탈출할 수 있는 가능성을 포함하고 있다. 4단계에서는 확률적으로 support set을 변이시킨다. 먼저 A_n 에서 임의의 원소 λ 를 선택하여 A_n 에서 제외시킨다. 즉 support set에 변형을 일으키는 것이다. 또한 이 변형 과정은 확률적으로 적용된다. 확률값 $p = (|A_n|/M)^2$ 를 계산하고 (단계 4.(b)) 임의의 수 q

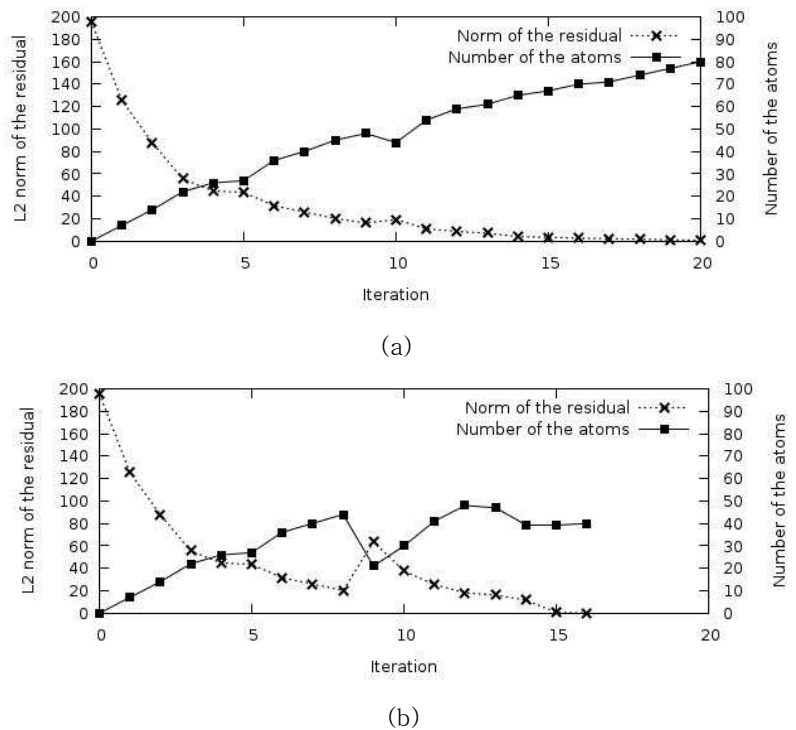


Fig. 2. Examples of signal reconstruction of (a) BAOMP and (b) PEOMP

그림 2. 제안된 알고리즘의 신호 복원 예. (a) BAOMP (b) PEOMP

를 발생시킨다(단계 4.(c)). p 와 q 는 0과 1사이의 값을 가지며, $q < p$ 일 때만 support set 변이를 적용시킨다. p 는 0과 1사이에서 support set의 원소 갯수에 따라 단조증가하는 특성을 가진 함수이다. 신호복원 알고리즘의 초기, 즉 support set의 원소의 갯수가 적을 때에는 atom의 선택과 제외가 비교적 활발하게 일어나므로 국소 최저점에 들어가더라도 스스로 빠져 나올 가능성이 높다. 따라서 변형의 확률을 낮추는 것이 바람직하다. 반면 support set의 갯수가 커질수록 잔차 신호도 작아지고 support set이 국소 최저점에 빠져 그 크기가 비정상적으로 커질 가능성이 높아지므로 변형의 발생 확률을 높인다.

그림 2는 제안된 알고리즘의 신호 복원 특성을 BAOMP와 비교하여 보여준다. 모의실험에 사용된 회소한 신호의 길이는 200($N=200$), 측정 신호의 길이는 100($M=100$), 회소도는 40($K=40$)이다. BAOMP도 매 반복단계에서 여러 개의 atom을 선택하고 또한 부적절한 atom은 제거하므로 신호 복원의 수렴속도와 성공률이 높다. 그러나 반복과정에서 국소 최저점에 빠져 헤어 나오지 못하면 반복 횟수가 아무리 증가해도 신호 복원에 성공하지 못하는 경우가 발생

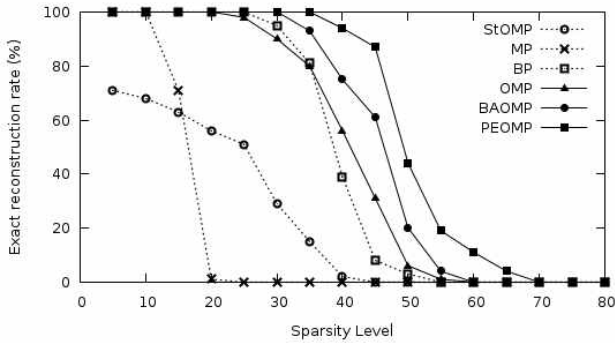


Fig. 3. Signal reconstruction performance of several algorithms with the sparsity level.

그림 3. 희소도에 따른 여러 알고리즘들의 신호 복원 성능 비교.

한다. 그림 2의 (a)에서 그 예를 보여준다. 반복과정이 계속되면서 잔차 신호의 크기는 줄어들지만 support set의 크기도 계속 증가하고 있다. 결국 원 신호를 복원하지 못한 채 잔차 신호의 크기 제한 조건이나 반복 횟수 제한 조건에 의해서 알고리즘은 종료된다. 반복 초기에 형성된 support set이 국소 최저점에 빠졌기 때문에 남아 있는 작은 잔차 신호로는 그 상황에서 벗어나지 못하였다. 그림 2의 (b)에서는 제안된 알고리즘에 따라 국소 최저점에서 빠져나오는 상황을 확인할 수 있다. 반복 횟수 8의 종료 직전에 support set의 변형이 발생하여 반복 횟수 9에서 순간적으로 잔차 신호의 크기가 커졌으나 이후 반복과정을 거치며 점차 true support set을 찾아가며 반복 횟수 16에서 원 신호를 완벽하게 복원한다.

III. 모의실험 결과 및 토론

제안된 알고리즘의 희소 신호 복원 성능을 모의 실험을 통해서 알아보고 또한 탐욕 방법에 기반을 둔 알고리즘들인 MP, OMP, StOMP, BAOMP 및 l_1 컨벡스 최적화 알고리즘 등과 비교하였다.

1. 희소도에 대한 신호 복원 성능

사용된 신호의 길이는 200이고($N=200$), 측정 신호의 길이는 100으로 가정하였다($M=100$). 희소도(K)에 따른 신호 복원 성능을 조사하기 위해 희소도를 5에서 80까지 변경하면서 모의실험을 수행하였다. 매 희소도마다 1000번씩 독립적인 신호 복원 실험을 하여 복원 확률을 구하였다. 희소 신호를 구성하기 위한 support set은 임의로 선택하였으며 값은 가우시안 난

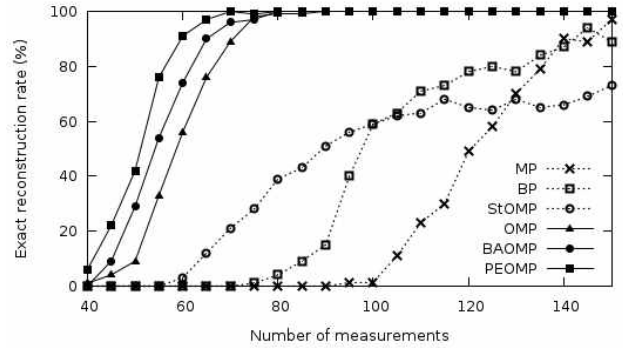


Fig. 4. Signal reconstruction performance of several algorithms with the number of measurements.

그림 4. 측정 횟수에 따른 여러 신호 복원 알고리즘들의 성능 비교.

수 발생기로부터 얻었다. 측정 행렬도 매 실험마다 가우시안 분포를 갖는 난수들로 구성하였다. StOMP 방법에서는 false discovery rate (FDR)로 threshold를 결정하였고, BAOMP 방법에서는 μ_1 , μ_2 를 모두 0.6으로 설정하였다.

그림 3에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘이 희소도에 대한 성능이 가장 좋음을 알 수 있다. 희소도가 35보다 작거나 같을 때에는 신호 복원 성공률이 100%로 완벽한 동작을 보여주고 있다. BAOMP는 30, BP는 25, OMP는 20 이하의 희소도에서 100%의 복원 성공률을 보이고 있다. BAOMP의 기본 동작은 OMP와 같지만 매 반복 단계에서 부적절한 atom을 support set에서 제외시킴으로써 신호 복원 성능을 개선시켰다. 그림 2에서 BAOMP가 OMP보다 더 높은 희소도에서도 우수한 복원 성능을 보임을 알 수 있다. 한편, BAOMP도 탐욕적인 방법에 따르고 있으므로 support set을 점진적으로 찾아가는 과정에서 국소 최소점에 빠질 수 있다. 일단 국소 최저점에 빠지면 헤어 나올 방법이 BAOMP에는 준비되어 있지 않다. 제안된 알고리즘은 확률적으로 support set에 변이를 일으켜 국소 최저점에 빠졌을 경우 빠져 나올 수 있는 가능성을 마련하였다. 그림 3에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘이 BAOMP가 신호 복원에 실패하는 덜 희소한 신호에 대해서도 복원 가능성을 보인다. 희소도가 55가 되면 BAOMP를 비롯한 모든 알고리즘들이 신호 복원에 거의 실패하게 되는데 제안된 알고리즘들은 20% 정도의 복원 확률을 보인다.

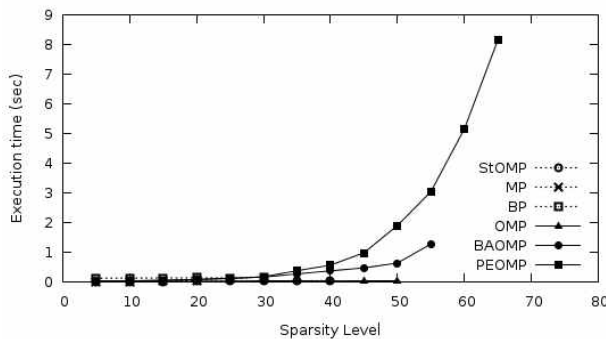


Fig. 5. Execution time of several algorithms with the sparsity level.

그림 5. 희소도에 따른 여러 신호 복원 알고리즘의 실행 시간 비교.

2. 측정 횟수에 대한 신호 복원 성능

두번째 실험에서는 측정 횟수에 따른 복원 성능의 변화를 관찰하였다. 실험 환경은 이전 실험과 같지만 희소도는 모든 알고리즘들이 일정 확률 이상으로 신호 복원에 성공한 20으로 고정하였다. 측정 횟수는 40에서 150까지 변경하며 신호 복원 성능을 확인하였다. 그림 4가 보여주는 바와 같이 제안된 알고리즘은 측정 횟수가 60 이상이면 약 90%의 복원 확률을 보이고 70 이상이면 100%의 확률로 희소 신호를 복원할 수 있어 비교 대상의 여러 탐욕기반 알고리즘이나 BP 방법보다 우수한 성능을 보인다. BAOMP에 대해서는 최대 22%, OMP에 대해서는 최대 43% 높은 복원 성능을 보인다.

3. 희소도에 따른 수행 시간

세 번째 실험에서는 희소도를 변화해 가면서 여러 신호 복원 알고리즘의 실행 시간을 조사하였다. 실행 시간은 신호 복원에 성공한 경우에 소요된 시간을 평균하여 구하였다. 신호 복원에 성공하지 못한 경우는 최대 반복 횟수와 최소 잔차 크기 등 종료 조건에 따라 수행시간이 다르므로 수행 시간 측정에 포함시키지 않았다. 실행 시간 측정에는 매트랩에서 제공하는 함수 `cputime`를 이용하였다. 그림 5에서 보는 바와 같이 PEOMP가 가장 높은 희소도까지 신호 복원에 성공하였으나 평균 실행 시간은 가장 길며 또한 희소도에 따른 실행 시간 증가율도 가장 큼을 알 수 있다. 제안된 알고리즘에서 반복 횟수의 증가는 불가피한 측면이 있지만 support set 변형의 적용을 위한 확률함수는 다양한 선택 가능성이 있으므로 실행 시간 단축을 위한 후속 연구가 필요하다.

V. 결론

본 논문에서는 희소한 신호의 압축센싱을 위해 확률적 배제에 기반을 둔 직교정합추구 (PEOMP) 신호 복원 알고리즘을 제안하였다.

잔차 신호에 따라 탐욕적인 방법으로 atom들을 찾아 support set에 추가해 나가는 알고리즘들에서 발생할 수 있는 국소 최저점 문제를 해결하기 위해 제안된 알고리즘은 확률적으로 임의의 atom을 배제하는 동작을 수행한다. 다양한 희소도와 측정 횟수에 대한 신호 복원 모의실험 결과에 의하면 PEOMP가 기존의 OMP 기반의 알고리즘들과 l_1 최적화 방법보다 우수한 성능을 보임을 확인하였다. 또한 PEOMP는 실행을 위해 희소도 정보를 요구하지 않기 때문에 희소도를 미리 알 수 없는 응용분야에 유용하다. 한 가지 단점은 확률적 배제로 인해 반복 횟수가 늘어날 수 있으며 이는 실행시간의 증가로 이어질 수 있다는 점이다. 국소 최저점 탈출 성능과 실행시간과의 trade-off에 대한 후속 연구가 필요하다.

References

- [1] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, February, 2006.
- [2] D. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans., Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, April, 2006.
- [3] E. Candes and T. Tao, "Decoding by linear programming," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 51, no. 12, pp. 4203-4215, Dec. 2005.
- [4] S. Mallat and Z. Zhang, "Matching pursuit with time-frequency dictionaries," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3397-3415, December, 1993..
- [5] J. A. Tropp, "Greed is good: algorithmic results for sparse approximation," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 50, no. 10, pp. 2231-2242, Oct. 2004.
- [6] D. Donoho, Y. Tsaig, I. Drori, and J. Starck, "Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 58,

- no. 2, pp. 1094–1121, Feb. 2012.
- [7] D. Needell and J. A. Tropp, “CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples,” *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, May 2009
- [8] W. Dai and O. Milenkovic, “Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction,” *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 55, no. 5, pp. 2230–2249, May 2009.
- [9] S. Kwon and B. Shim, “Generalized orthogonal matching pursuit,” *Journal of IEEK*, vol. SP-49, no. 2, pp. 122–128, March 2012.
- [10] H. Huang and A. Makur, “Backtracking-based matching pursuit method for sparse signal reconstruction,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 18, no. 7, pp. 391–394, July 2011.

BIOGRAPHY

Seehyun Kim (Member) received the B.S., M.S., and Ph.D. degree in control and instrumentation engineering from the Seoul National University, Seoul, Korea, in 1990, 1992, and 1996, respectively. He was a postdoctorate researcher in the Department of Electrical



Engineering, University of California, Berkeley, in 1997.

From 1997 to 2001 Dr. Kim developed several SoCs for HDTV receivers in LG electronics. He co-founded NeXilion, a fabless startup company which developed several highly integrated mobile TV receiver ICs. Since 2010 he has been with Department of Information and Communication Engineering, the University of Suwon, Korea. His research interests include digital communication, signal processing, VLSI architecture for communication and signal processing algorithms.