

Teknik Penginderaan Kompresif untuk Estimasi Arah Kedatangan Sinyal

DRAFT SEMINAR PRA-TERTUTUP

Koredianto Usman (33213002)

Promotor: Prof. Andriyan B. Suksmono, Ph.D

Co-Promotor : Prof. Hendra Gunawan, Ph.D

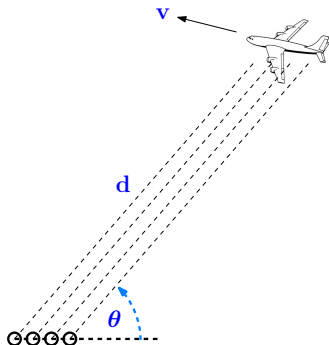
Outline

- 1 Pendahuluan
- 2 DoA Klasik : Algoritma dan Permasalahan
- 3 Estimasi DoA dengan Penginderaan Kompresif (CS)
- 4 Model derau pada susunan antena
- 5 Usulan-Usulan Penelitian
- 6 Rangkuman Penelitian
- 7 Ringkasan Kontribusi
- 8 Publikasi

1. Pendahuluan

Tiga tugas utama dari sistem radar:

- 1 estimasi Arah kedatangan (direction of arrival - DoA estimation)
- 2 estimasi kecepatan
- 3 estimasi jarak



Topik yang diangkat pada penelitian ini adalah tentang estimasi DoA.

1. Pendahuluan

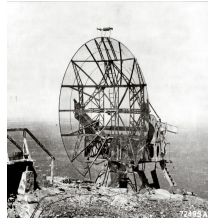
Radar awal pada PD I (rarehistoricalphotos.com)



Sistem Tracking
(www.wikipedia.org)



Radar pertahanan pada PD II (www-zmescience.com)



satelit

Radar modern dengan an-
tena susunan sirkular planar
(www.wikipedia.com)



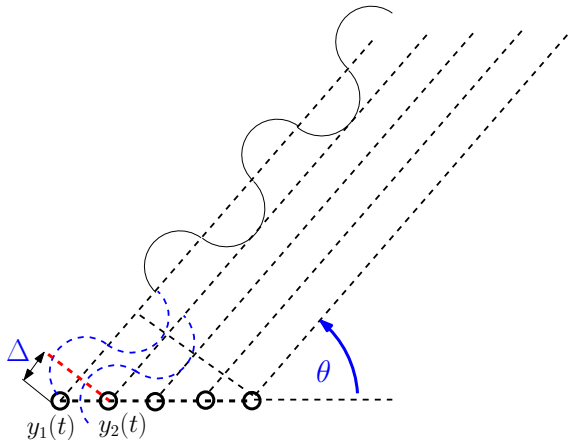
1. Pendahuluan

Pada era modern, estimasi DoA dilakukan oleh antenna susunan.



Keuntungan: Penjejakan tidak perlu menggerakkan antenna.

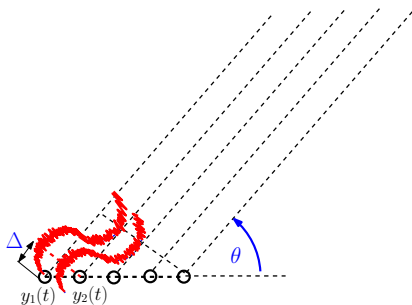
1. Pendahuluan



Nilai (θ) berkorespondensi dengan Δ . Jika Δ berhasil diestimasi, θ ditemukan.

1. Pendahuluan

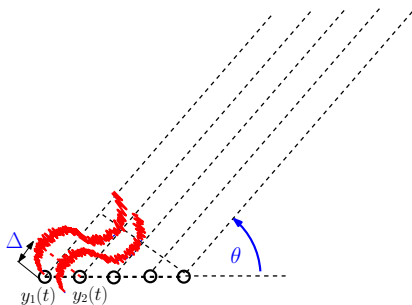
Dengan keberadaan derau, menentukan Δ menjadi sulit.



Algoritma DoA klasik: **DaS**, **MVDR**, **MUSIC**, **ESPRIT**, dimaksudkan memperoleh estimasi DoA yang baik dalam lingkungan derau.

1. Pendahuluan

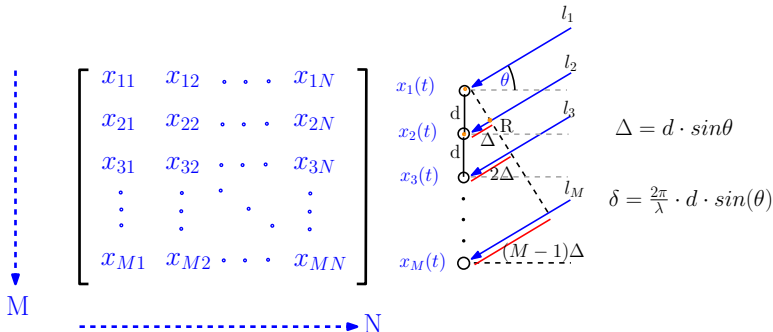
Dengan keberadaan derau, mengestimasi θ menjadi sulit.



Algoritma DoA klasik: **DaS**, **MVDR**, **MUSIC**, **ESPRIT**, dimaksudkan memperoleh estimasi DoA yang baik dalam lingkungan derau.

1. Pendahuluan

Susunan antenna dan sinyal yang diterima susunan.



$$\mathbf{X} \longrightarrow \mathbf{R}_{\mathbf{xx}} = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^H$$

\downarrow
N cukup besar

2. DoA Klasik : Algoritma dan Permasalahan

Power Spectral of classical DOAs :

MVDR

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta)^H \cdot \mathbf{R}_{xx}^{-1} \cdot \mathbf{a}(\theta)} \quad (1)$$

MUSIC

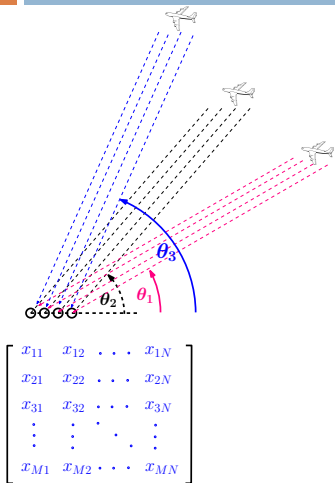
$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta)^H \cdot \mathbf{U}_n \cdot \mathbf{U}_n^H \cdot \mathbf{a}(\theta)} \quad (2)$$

Dengan

$$\mathbf{R}_{xx} = \mathbf{U} \cdot \Sigma \cdot \mathbf{U}^H \quad (3)$$

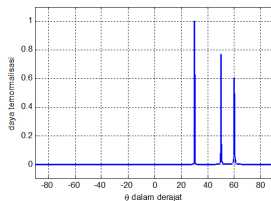
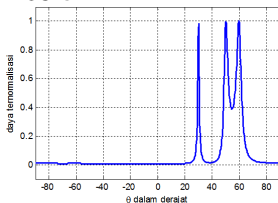
θ dari 0 s.d. 180°

2. DoA Klasik : Algoritma dan Permasalahan



Permasalahan: Memerlukan data (N) besar.

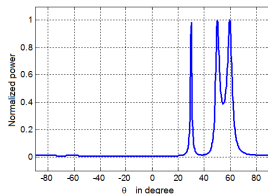
Spektrum Daya Pemindaian MVDR dan MUSIC



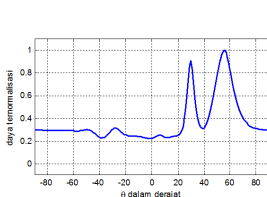
2. DoA Klasik : Algoritma dan Permasalahan

Pengaruh jumlah sampel pada MVDR dan MUSIC (SNR 3 dB):

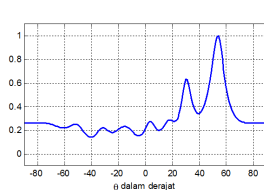
MVDR (1000 snapshots)



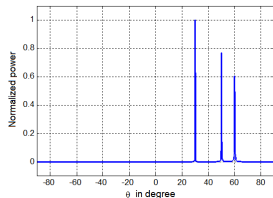
MVDR (100 snapshots)



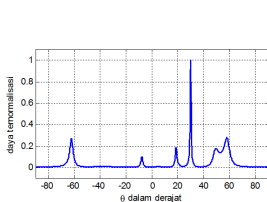
MVDR (50 snapshots)



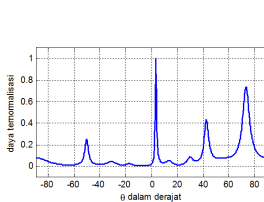
MUSIC (1000 snaps)



MUSIC (100 snaps)

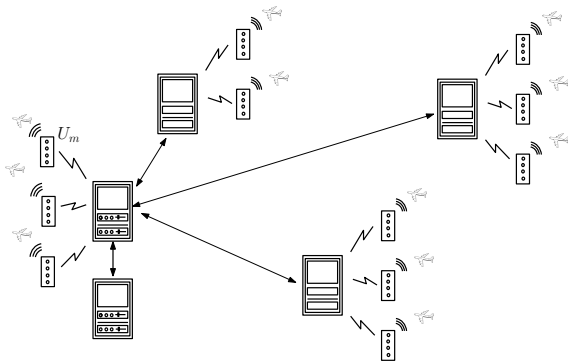


MUSIC (50 snaps)



2. DOA Klasik: Algoritma dan Permasalahan

- 1 memerlukan sinyal yang banyak agar statistik baik¹
- 2 kendala untuk **distributed radar system (DRN)** ← **volume trafik tinggi**



Kebutuhan DRN / WSN

- 1 banyak sensor
- 2 transmisi intens
- 3 efisien daya
- 4 *efisien bandwidth*

¹e.g. Hyder, M.M. and Mahata, K. IEEE Sig. Proc. 2010

3. Estimasi DoA dengan CS

- 1 Salah-satu upaya untuk mengurangi data adalah dengan penginderaan kompresif (Compressive Sensing - CS)
- 2 Permasalahan DoA dapat diselesaikan dengan CS dengan beberapa skema : sparsitas waktu, sparsitas ruang, sparsitas sudut

CS terdiri dari dua proses yaitu

- proses kompresi
- proses rekonstruksi

3. Estimasi DoA dengan CS

Proses kompresi:

- 1 memerlukan syarat sinyal asli \mathbf{x} berupa sinyal jarang (*sparse*) atau sinyal jarang dalam suatu basis

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{b}$$

- 2 Panjang sinyal N : elemen tak nol k , $k \ll N$
- 3 kompresi dilakukan dengan mengalikan matriks proyeksi $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ke sinyal asli.

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{b} = \mathbf{A} \mathbf{b}$$

- 4 Jika \mathbf{x} maka $\mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{x}$

- 5 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times N}$;

$$M \geq ck \log N$$

- 6 \mathbf{A} : Gaussian, Bernoulli, Fourier, ...

3. Estimasi DoA dengan CS

Proses Rekonstruksi:

- 1 Permasalahan rekonstruksi: diberikan \mathbf{y} , \mathbf{A} , dicari \mathbf{x}
- 2 menyelesaikan $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times N}$, $M \ll N$
memberikan tak-hingga banyak solusi
- 3 oleh karena \mathbf{x} sparse, \mathbf{x} dicari dengan:
 $\min |\mathbf{x}|_0$ *subject to* $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$ \rightarrow solusi paling sparse
- 4 Oleh karena penyelesaian norma orde 0 sulit dilakukan,
maka direlaksasi menjadi: $\min |\mathbf{x}|_1$ *subject to* $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$
 \rightarrow *basis pursuit*
- 5 Pada lingkungan yang berderau, syarat rekonstruksi diperlonggar menjadi:

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_2 < \epsilon$$

3. Estimasi DoA dengan CS

Alat bantu rekonstruksi: CVX programming (Boyd, Vandenberg)

Untuk kasus (Tanpa derau)

```
begin_cvx
    variable complex x(n)
    minimize norm(x(n),1)
    subject to
        A*x=y
end_cvx
```

Untuk kasus (dengan derau)

```
begin_cvx
    variable complex x(n)
    minimize norm(x(n),1)
    subject to
        norm(A*x-y,2)<epsilon
end_cvx
```

3. Estimasi DoA dengan CS

Konstruksi CS untuk estimasi DoA:

Diskretisasi arah : $[0^{\circ}-180^{\circ}]$.

Pada setiap arah : Vektor kemudi:

$$\mathbf{a}(\theta_i) = [1 \quad e^{-j\delta} \quad \dots \quad e^{-j(M-1)\delta}]$$

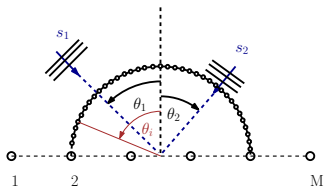
Matriks kemudi:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(\theta_N)]$$

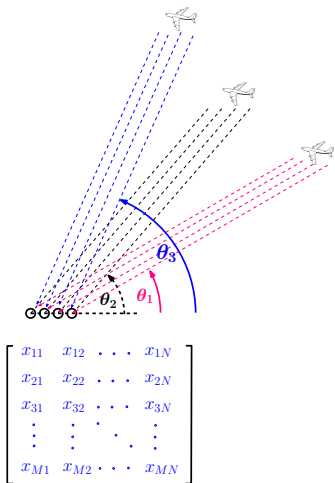
Diambil salah satu sampel pada sinyal

terima $\mathbf{y} = \mathbf{x} \Big|_{t=t_s}$: Konstruksi CS :

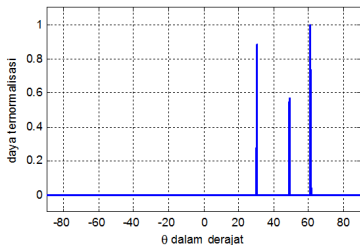
$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{b}$$



3. Estimasi DoA dengan CS



Spektrum Daya Pemindaian dengan CS



3. Estimasi DoA dengan CS

Permasalahan pada estimasi DoA dengan CS:

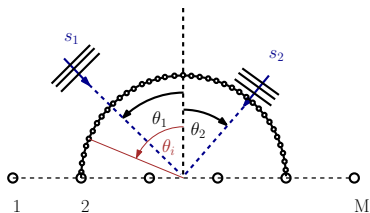
- 1 **Komputasi berat** (Rekonstruksi CS dengan pemrograman konveks **jauh lebih berat** dari metode klasik)
- 2 Pada lingkungan berderau:

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{Ax} - \mathbf{y}\|_2 < \epsilon$$

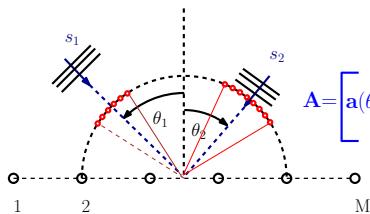
Pada kondisi **SNR tidak diketahui**, penentuan nilai ambang ϵ sulit dilakukan.

3. Estimasi DoA dengan CS

Salah satu cara untuk mengurangi beban komputasi adalah pengurangan rentang pemindaian:



$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}(\theta_1) \cdots \mathbf{a}(\theta_N) \end{bmatrix}$$



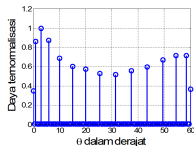
$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}(\theta_i) \cdots \mathbf{a}(\theta_j) & \mathbf{a}(\theta_k) \cdots \mathbf{a}(\theta_l) \end{bmatrix}$$

Namun pada lingkungan dengan derau, diperlukan **batas ambang optimal** untuk rekonstruksi.

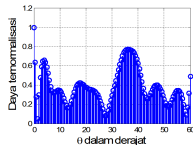
3. Estimasi DoA dengan CS

Objek pada sudut 35° , SNR 0 dB

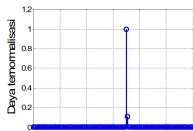
Nilai ϵ terlalu kecil



Nilai ϵ terlalu besar

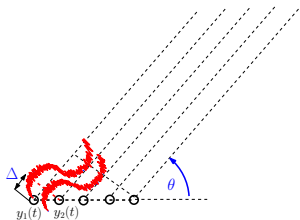
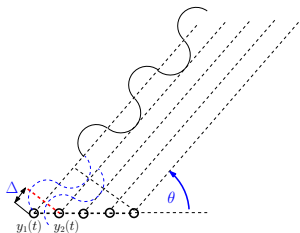


Nilai ϵ yang benar



4. Model derau pada susunan antenna

- 1 Denote the received signal without noise: \mathbf{y}_s
- 2 with noise: \mathbf{y}_n
- 3 $\mathbf{y}_n = \mathbf{y}_s + \mathbf{n}$
- 4 $\mathbf{n} = [n_1 \ n_2 \ \cdots \ n_M]$
- 5 each n_i i.i.d. Gaussian

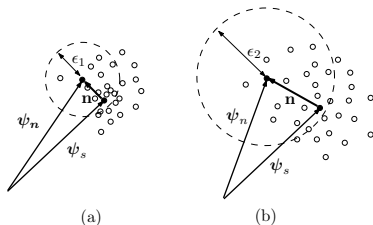


4. Model derau pada susunan antenna

- 1 Misalkan vektor sinyal terima tanpa derau, vektor sinyal terima dengan derau, vektor derau berturut-turut: ψ_s , ψ_n , \mathbf{n} .
- 2 Derau mendistorsi ψ_s menjadi ψ_n
- 3 Panjang euclidean dari vektor derau
$$\|\mathbf{n}\|_2 = \sqrt{n_1^2 + n_2^2 + \dots + n_M^2}$$
- 4 Jika n_i i.i.d Gaussian, maka $\|\mathbf{n}\|_2$ is chi-square distribution.

- 5
$$p(\nu) = \frac{2^{1-M/2} \nu^{M-1} e^{-\nu^2/2}}{\Gamma(\frac{1}{2}M)}$$

dengan $\nu = \|\mathbf{n}\|_2$ adalah fungsi Γ dan M adalah derajat kebebasan (jumlah antenna).



4. Model derau pada susunan antenna

SNR 0 dB

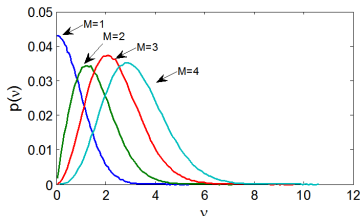
- 1 Rata-rata dan variansi dari ν :

$$\mu_\chi = \sqrt{2} \frac{\Gamma(\frac{1}{2}(M+1))}{\Gamma(\frac{1}{2}M)}, \quad \sigma_\chi^2 = 2M\sigma^4$$

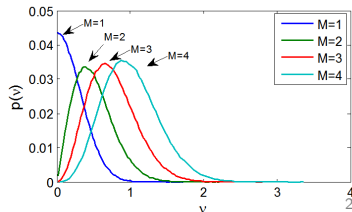
- 2 Daya derau (σ^2) sebagai fungsi SNR (daya sinyal dinormalisasi ke 1): $\sigma^2 = \frac{1}{SNR}$

- 3 Variansi ν fungsi SNR:

$$\sigma_\chi^2 = \frac{2M}{SNR^2}$$



SNR 10 dB



4. Model derau pada susunan antenna

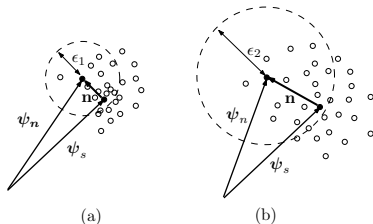
- 1 Standar deviasi ν :

$$\sigma_{\chi} = \frac{\sqrt{2M}}{SNR} \quad (4)$$

- 2 Nilai ambang ϵ

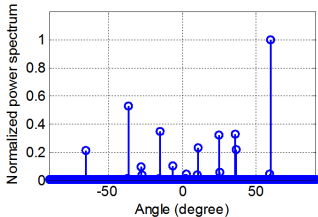
$$\epsilon = \kappa \sigma_{\chi} = \kappa \frac{\sqrt{2M}}{SNR} \quad (5)$$

dengan κ adalah suatu skalar,
 M jumlah antenna dan SNR
signal to noise ratio.

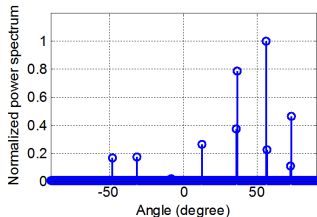


4. Model derau pada susunan antenna

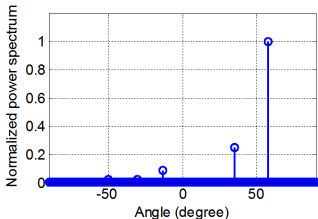
Objek pada sudut 35° , 55° , 60° (SNR 0 dB)



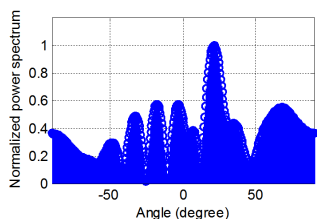
$(\kappa = 0)$



$(\kappa = 0.5)$



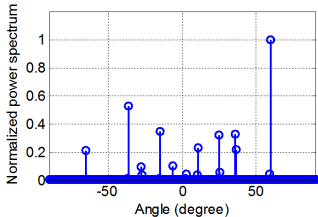
$(\kappa = 1)$



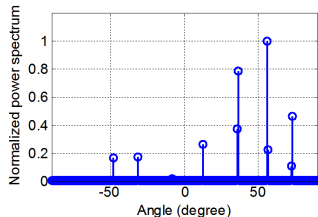
$(\kappa = 2)$

4. Model derau pada susunan antenna

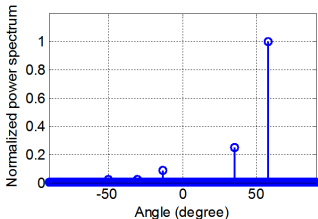
Objek pada sudut 35° , 55° , 60° (SNR 10 dB)



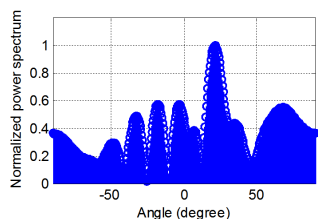
$(\kappa = 0)$



$(\kappa = 0.5)$



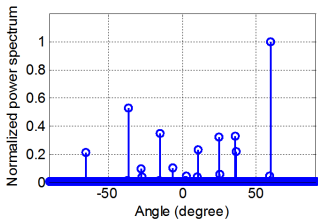
$(\kappa = 1)$



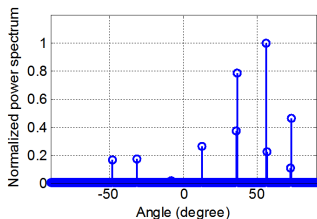
$(\kappa = 2)$

4. Model derau pada susunan antenna

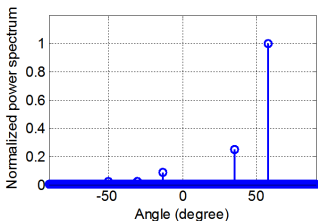
Objek pada sudut 35° , 55° , 60° (SNR 10 dB)



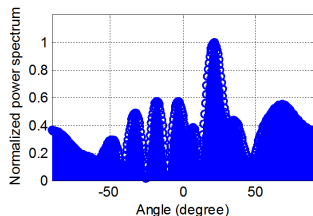
$(\kappa = 0)$



$(\kappa = 0.5)$



$(\kappa = 1)$



$(\kappa = 2)$

4. Model derau pada susunan antena

- 1 Sensitivitas derau dapat dikurangi dengan menambahkan basis.

$$\bar{\mathbf{A}} \leftarrow [\mathbf{A} \quad \mathbf{A}_k]$$

- 2 Sebelum penambahan basis:

$$\Psi \mathbf{b} + \mathbf{n}_1 = \psi_n$$

- 3 setelah penambahan basis:

$$\bar{\Psi} \bar{\mathbf{b}} + \mathbf{n}_2 = \psi_n$$

$$\Psi \mathbf{b} + \Psi_k \mathbf{b}_k + \mathbf{n}_2 = \psi_n$$

- 4 setelah disamakan dan disederhanakan:

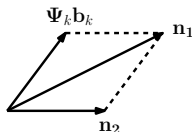
$$\mathbf{n}_1 = \Psi_k \mathbf{b}_k + \mathbf{n}_2$$

4. Model derau pada susunan antenna

1 Persamaan terakhir:

$$\mathbf{n}_1 = \Psi_k \mathbf{b}_k + \mathbf{n}_2$$

2 Secara vektor:



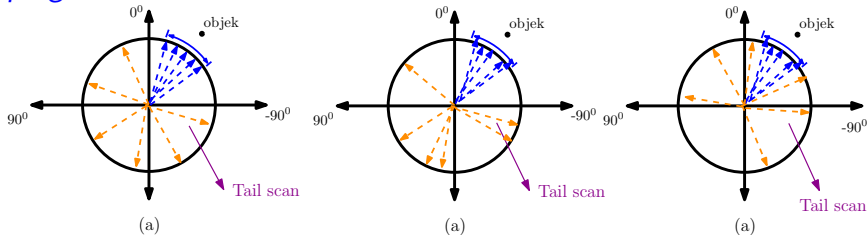
3 Jika arah realisasi n_1 diketahui, maka vektor tambahan dapat dipilih sehingga \mathbf{n}_2 dan $\psi_k \mathbf{b}_k$ tegak lurus atau lancip sehingga

$$\|\mathbf{n}_2\|_2 < \|\mathbf{n}_1\|_2$$

4 Karena arah \mathbf{n}_1 tidak diketahui, maka $\psi_k \mathbf{b}_k$ hanya dapat dilakukan secara empiris.

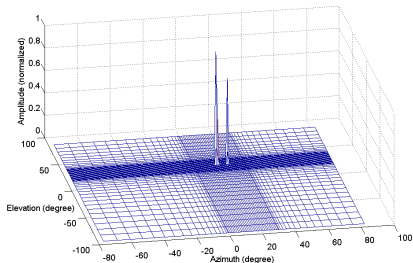
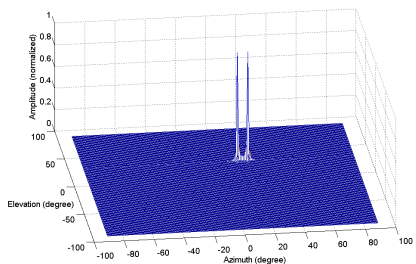
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Pemindaian tepi adalah tambahan pemindaian di luar area utama. Tiga mode yang diusulkan : *uniform*, *random*, dan *progresif*.



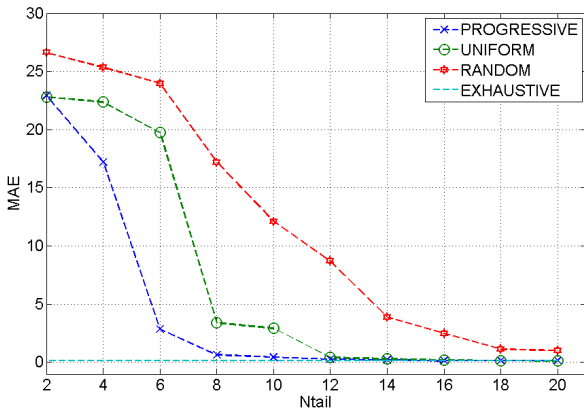
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Perbandingan estimasi DoA dengan MVDR dan CS (progresif *side-scan*); dua objek pada azimuth 12° dan 19° ; elevasi di 32° . (A) MVDR 180×180 grid pemindaian. (B) CS dengan 60×50 grid.



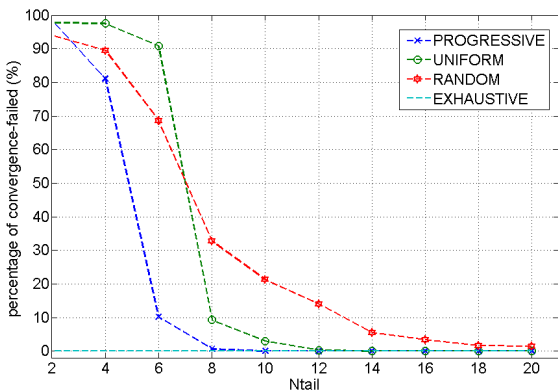
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Kinerja tiga metode pemindaian tepi dan CS exhaustive



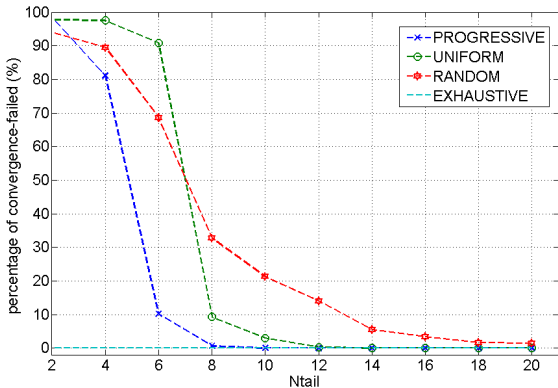
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Persentase kegagalan deteksi sebagai fungsi dari jumlah side-scan (N_{tail}). Skema CS exhaustive diberikan sebagai referensi.



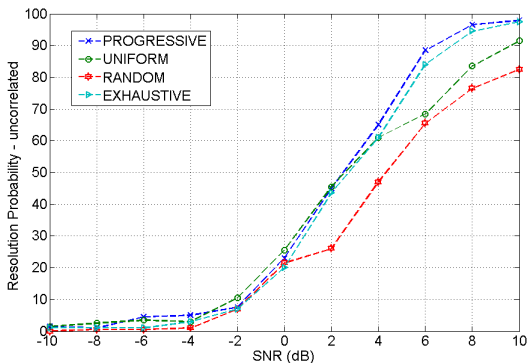
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Persentase kegagalan deteksi sebagai fungsi dari jumlah side-scan (Ntail).



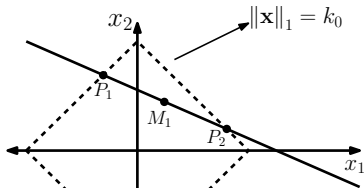
5. Usulan 1: Pemindaian tepi

Probabilitas Resolusi metode yang diusulkan sebagai fungsi SNR (dB) (objek pada 32.5^0 dan $38,5^0$)

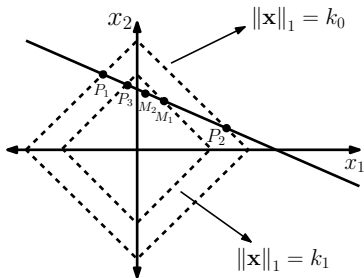


5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

Diturunkan berdasarkan interpretasi geometris minimisasi norma L_1 . Ilustrasi 2 variabel:



(a)



(b)

5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

Ide kunci dari **Weight Point Method** :

- 1 Bahwa irisan $y=Ax$ dengan $\|x\|_1$ adalah konveks **Polytope** dengan N Verteks.
- 2 keberhasilan menghitung koordinat verteks : **transformasi QR Householder**
- 3 bahwa kombinasi konveks dari **verteks politop** memiliki **norma L_1** yang **lebih kecil** dari norma awal

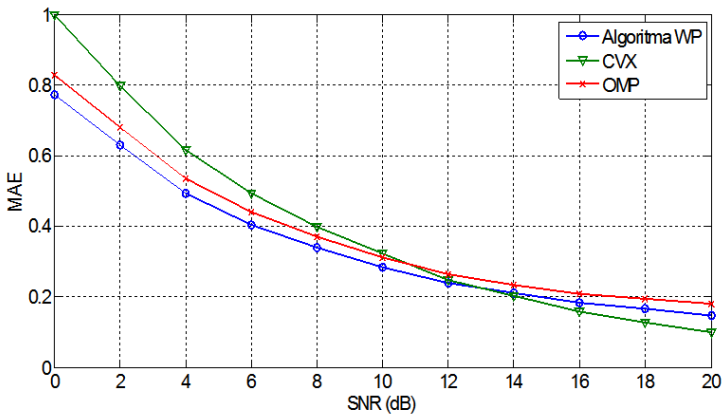
5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

Algoritma Umum dari **Weight Point Method**:

- 1 *select initial value k sufficiently large enough.*
- 2 *construct the equation of $\|x\|_1 = k$ for each possible combination of x*
- 3 *construct $[A; x_{hi}] = [y; k]$*
- 4 *solve $[A; x_{hi}] = [y; k]$ using Householder QR factorization with column pivoting with maximum priority ordering*
- 5 *solve $[A; x_{hi}] = [y; k]$ using Householder QR factorization with column pivoting with minimum priority ordering*
- 6 *combine the solution of step 3 and 4 to obtain all the vertex of the polytopes (P_1, P_2, \dots, P_N) .*
- 7 *calculate the weight point of polytopes as $M_i = (P_1 + P_2 + \dots + P_N)/N$*
- 8 *calculate the norm L^1 of M_i and set the next value of k to be this value*
- 9 *repeat step 2 to 8 until $\text{abs}(k_{i+1} - k_i) \leq \text{epsilon}$, with ϵ adalah a small positif number.*

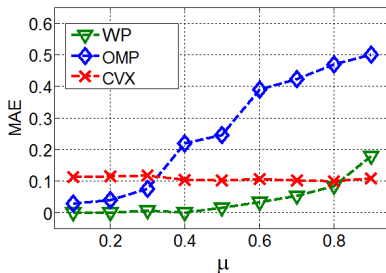
5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

Akurasi sebagai fungsi SNR [sinyal jarang $N = 12$, $k=2$, rasio kompresi 1:2]:



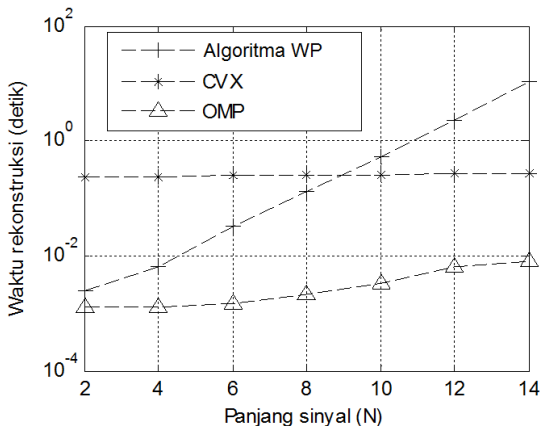
5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

Pada lingkungan dengan koherensi:



5. Usulan 2: Algoritma Weight Point (WP)

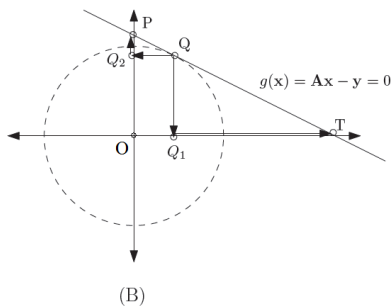
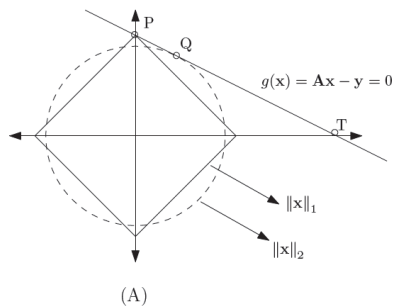
Waktu komputasi rekonstruksi (N variabel, rasio kompresi 1:2):



5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$

Ditujukan untuk memperbaiki algoritma Weight Point baik untuk kecepatan maupun untuk bilangan kompleks.

Ide: 1) solusi norma L_2 dan norma L_1 berdekatan. 2) Arah dari solusi norma L_2 ke norma L_1 mengikuti panjang proyeksi terbesar.



5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$

Permasalahan minimisasi $L_2 - norm$

$$\min \|x\|_2 \quad \text{s.s.} \quad Ax = y, \quad (6)$$

dapat diselesaikan dengan cara analitis (Metode Lagrange)

$$x = A^T \cdot (A \cdot A^T)^{-1} \cdot y \quad (7)$$

Arah terpendek ke solusi L_1 diperoleh dengan mengambil gradient solusi x dari L_2 yang terbesar.

5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$

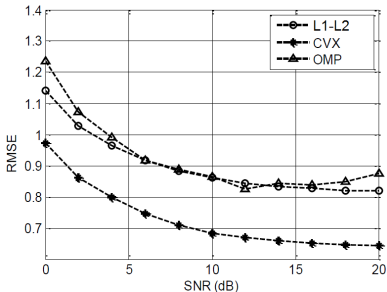
Algoritma

- 1 Cari solusi \mathbf{S} yang merupakan solusi $\mathbf{Ax}=\mathbf{y}$ dengan norma l_2 minimal. $\mathbf{S} = \mathbf{A}^H(\mathbf{AA}^H)^{-1}\mathbf{y}$; dengan $\mathbf{A}^H : \mathbf{A}$ hermitian².
- 2 Hitung magnituda $\mathbf{S} : |\mathbf{S}|$.
- 3 Set **no1** $N-m$ element terkecil dari $|\mathbf{S}|$
- 4 Solusi norm l_1 minimal adalah $\mathbf{X}_{l1} = \hat{\mathbf{A}}^H(\hat{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{A}}^H)^{-1}\mathbf{y}$; dengan $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{A}$ dengan posisi kolom di set **no1** berkorespondensi dengan posisi elemen $\|\mathbf{S}\|$ yang di-set **no1** pada langkah 3.

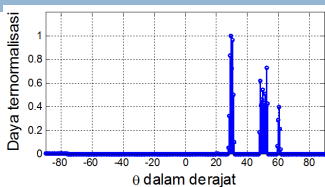
² $\mathbf{A}^H = (\mathbf{A}^*)^T$; $\mathbf{A}^* =$ **complex conjugate** dari \mathbf{A} . Untuk \mathbf{A} riil, $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^T$

5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$

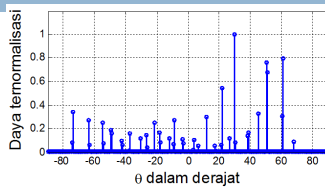
Kinerja algoritma $L_1 - L_2$ ($N = 12$, rasio kompresi 1:2)



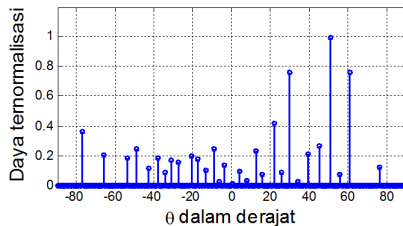
5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$



(A)



(B)

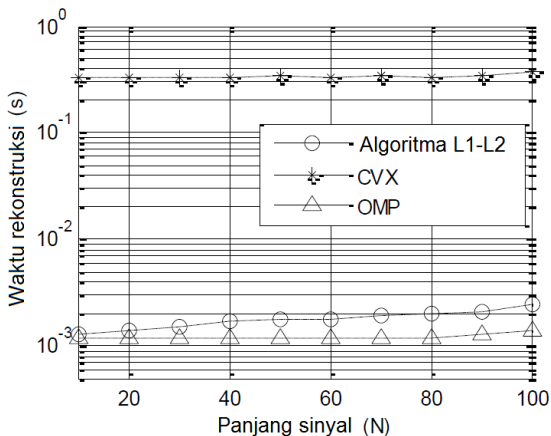


(C)

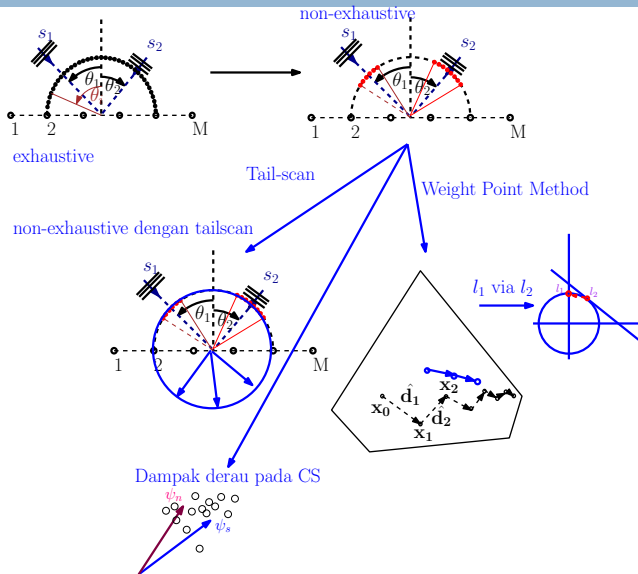
Figure : Spektrum estimasi DoA objek pada pada sudut 30° , 50° dan 70° dengan SNR 3 dB menggunakan: (A) Algoritma $L_1 - L_2$,

5. Usulan 3: Algoritma $L_1 - L_2$

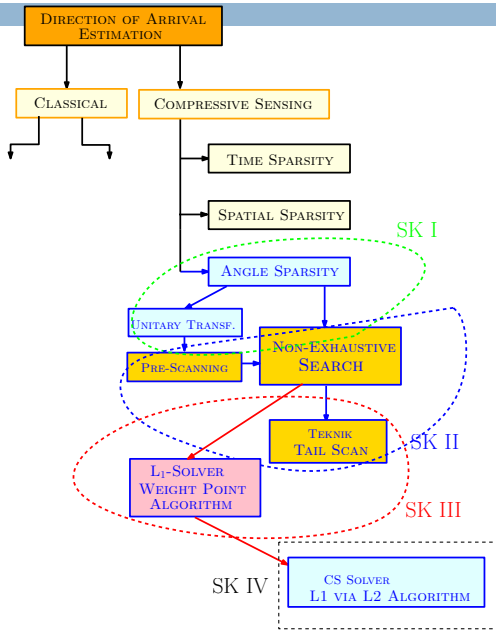
Waktu komputasi: (Panjang sinyal variabel, rasio kompresi 1:2)



6. Rangkuman Penelitian



6. Rangkuman Penelitian



7. Ringkasan Kontribusi Penelitian

- 1 Menentukan **ambang optimal** untuk derau Gaussian pada susunan antena .
- 2 Mengusulkan skema pemindaian terbatas dengan **tambahan pemindaian tepi** (acak, uniform, dan progresif)
: Kompleksitas
- 3 mengusulkan **algoritma titik berat** sebagai algoritma rekonstruksi CS
- 4 mengusulkan **algoritma L_1 via L_2** sebagai algoritma rekonstruksi CS

8. Publikasi

No.	Tahun	Judul	Publikasi
1.	2014	Peningkatan Kinerja Skema Estimasi Arah Kedatangan Sinyal dengan Compressive Sensing Sparsitas Sudut dan sample Multisnap	Jurnal Nasional Inkom LIPI, 2014
2.	2014	Multiple Measurement Vector for Improving FO-CUSS algorithm in Direction of Arrival Estimation	International Conference ICoDSE, 2014
3.	2015	Uniform Non-Exhaustive Search on Sparse Reconstruction for Direction of Arrival Estimation	International Conference APWIMob 2015
4.	2016	Teknik Penginderaan Kompresif: Prinsip dan Aplikasinya	Bersains, Vol. 2, No. 9
5.	2018	Sparse Signal Reconstruction using Weight Point Algorithm	International Journal of ICT, Vol. 12 , No.1, 2018
6.	2018	Compressive Sensing Reconstruction Algorithm using L_1 -norm Minimization via L_2 -norm Minimization	Int. Journal IJEEI Vol. 10 No. 1, March 2018

8. Publikasi

No.	Tahun	Judul	Publikasi
7.	2018	Optimal Thresholding for Direction of Arrival Estimation Using Compressive Sensing	ICCEREC 2018, Bandung, Desember 2018
8.	2018	Sparse-based Reconstruction for DOA Estimation using non-Exhaustive Search	IEEE Antenna and Wireless Propagation Letter (rencana submit Desember 2018)