

# *Teknik Penginderaan Kompresif: Prinsip dan Aplikasinya*

*Koredianto Usman\*, Indrarini D. Irawati*

*Andriyan B. Suksmono, Hendra Gunawan*

Jaman digital ditandai dengan munculnya berbagai peralatan digital yang menggantikan perangkat analog. Transisi ke sistem digital terjadi karena peralatan digital memiliki fleksibilitas dan kemampuan integrasi kompleks yang jauh lebih baik dari pada sistem analog. Transformasi ke sistem digital juga mengharuskan digitalisasi sinyal analog.

Salah satu tahapan dari proses konversi sinyal analog ke digital adalah pencuplikan. Interval pencuplikan sinyal pada semua peralatan digital mengikuti Teorema Shannon-Nyquist yaitu, untuk rekonstruksi sempurna maka diperlukan frekuensi pencuplikan sekurang-kurangnya dua kali dari frekuensi tertinggi sinyal analog yang dicuplik [1].

Aturan atau Teorema Shannon-Nyquist ini menjadi standar utama pada peralatan audio visual digital. Teknik suara digital misalnya, dengan frekuensi tertinggi suara manusia sebesar 3.400 Hertz, maka peralatan konversi suara analog ke digital memerlukan frekuensi pencuplikan sekurang-kurangnya adalah sebesar 6.800 Hertz. Standar penyimpanan *file* suara seperti *wav* mengambil frekuensi pencuplikan yang antara lain pada 8.000 Hertz. Bahkan untuk kualitas premium, frekuensi pencuplikan adalah 16.000 Hertz. Untuk industri musik, standar pencuplikan adalah 22.100 Hertz.

Pada gambar atau video, Teorema Shannon-Nyquist tidak diterapkan secara langsung sebagai pedoman pencuplikan. Alih-alih, interval pencuplikan didasarkan pada resolusi spasial atau temporal yang diinginkan. Meski demikian, pada

proses digitalisasi video, terdapat proses penapisan lolos rendah yang berfungsi sebagai *anti-aliasing*, dengan demikian Teorema Shannon-Nyquist diterapkan secara tidak langsung melalui proses penapisan ini.

Permasalahan inheren yang ditimbulkan oleh Teorema Shannon-Nyquist untuk pencuplikan adalah data hasil akuisisi menjadi sangat besar. Ambil contoh pada industri musik misalnya, dengan kecepatan pencuplikan sebesar 22.100 Hertz, serta penggunaan pengkodean 16 bit per cuplikan, maka lagu yang berdurasi 5 menit akan menghasilkan file yang berukuran sekitar 13 MB untuk perekaman menggunakan kanal mono atau 26 MB untuk perekaman menggunakan kanal stereo. Ukuran yang jauh lebih besar lagi diperoleh pada data jenis video.

Untuk mengurangi data yang sangat besar ini, maka *file* tersebut dimampatkan dengan standar pemampatan yang ada, seperti pemampatan MP3 untuk audio dan MP4 untuk video. Hasil data yang kecil yang telah termampatkan ini kemudian disimpan ke dalam media penyimpanan seperti *harddisk* atau pun dikirimkan melalui jaringan telekomunikasi ke tempat lain. Mekanisme kerja yang sudah menjadi standar praktik ini tidaklah efisien, karena proses akuisisi terpisah dengan proses pemampatan.

Pada tahun 2000-an, melalui kerja dan penelitian yang berkesinambungan oleh banyak peneliti seperti Donoho [2], Candes dkk. [3, 4, 5], Baraniuk [6], dan lain-lainnya, suatu teknik baru yang diberi nama Pemindaian Kompresif (*Compressive Sensing* - CS) atau penginderaan kompresif telah membuka paradigma dan

cakrawala baru bagi dunia digital khususnya di bidang akuisisi dan pemampatan sinyal. Teori atau paradigma baru ini memungkinkan kita untuk melakukan pencuplikan dengan kecepatan yang jauh lebih kecil dibandingkan dengan yang disyaratkan oleh Shannon-Nyquist. Di samping itu, dengan penginderaan kompresif ini, proses akuisisi dan proses pemampatan dapat digabung menjadi satu kesatuan proses. Dengan demikian, teknik ini memberikan dua keuntungan sekaligus yaitu data yang kecil dan proses yang efisien.

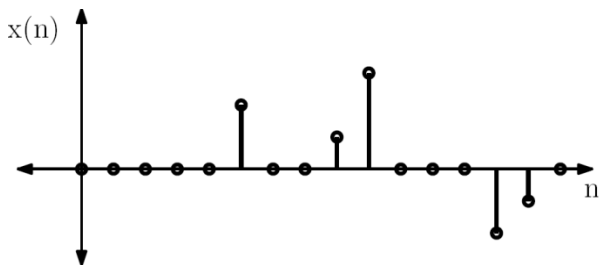
Terdapat dua kondisi yang memungkinkan suatu sinyal dapat dicuplik dan direkonstruksi kembali dengan sempurna menggunakan teknik penginderaan kompresif. Syarat pertama adalah sinyal yang dicuplik bersifat *sparse* (jarang) dan syarat kedua adalah pencuplikan dilakukan dengan suatu matrik penginderaan yang memenuhi persyaratan *restricted isometric property*.

### 1. Sinyal *sparse* (jarang)

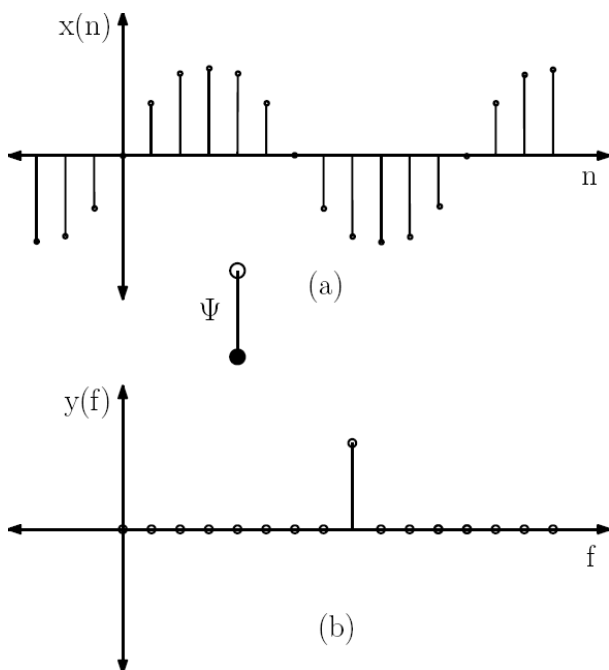
Sinyal dikatakan *sparse* atau jarang apabila sinyal tersebut mengandung banyak elemen nol dan hanya sedikit elemen tak nol. Gambar 1 memperlihatkan contoh sinyal *sparse* dalam kawasan waktu. Sumbu datar menunjukkan waktu yang telah cuplik pada interval tertentu ( $n$ ), sedangkan sumbu tegak menyatakan amplitude sinyal ( $x(n)$ ). Dari enam belas elemen pada sinyal tersebut, hanya terdapat lima elemen yang bernilai tak nol.

Dalam arti luas, sinyal *sparse* memasukkan pula sinyal yang tidak *sparse* dalam domain waktu,

namun *sparse* dalam kawasan transformasi. Sebagai contoh, sinyal sinusoidal murni tidak *sparse* dalam kawasan waktu, namun *sparse* dalam kawasan frekuensi (Gambar 2).



Gambar 1. Contoh sinyal sparse dengan hanya lima elemen tak nol



Gambar 2. Sinyal sinusoidal termasuk dalam sinyal *sparse* pada kawasan frekuensi. (a). Sinyal asli, sinusoidal, yang tak *sparse* dalam kawasan waktu (b). Setelah transformasi Fourier menjadi *sparse*

Pemindahan dari kawasan waktu ke kawasan frekuensi ini dilakukan dengan *transformasi Fourier*.

$$X = F(x) \quad (1)$$

dengan  $x$  adalah sinyal sinusoidal yang tidak *sparse* dalam kawasan waktu, dan  $X$  adalah sinyal *sparse* dalam kawasan frekuensi. Fungsi  $F(\cdot)$  menyatakan transformasi Fourier. Konsep waktu-frekuensi ini dapat pula diperluas dengan dengan transformasi lain yang sesuai. Secara umum, suatu sinyal dikatakan *sparse* dalam suatu basis  $G$  jika terdapat suatu transformasi  $G(\cdot)$  yang membawa sinyal asli  $x$  menjadi sinyal *sparse*  $X$  dengan  $X = G(x)$ . Representasi  $x$  dalam basis  $G$  menjadi sinyal *sparse*  $X$  secara sederhana dapat pula dipandang sebagai perkalian dari  $x$  dengan matrik basis dari  $G(\cdot)$  tersebut (misalkan  $\Psi$ ), atau  $X = \Psi \cdot x$ .

Terkait dengan sparsitas sinyal serta representasinya dalam kawasan waktu dan frekuensi, terdapat suatu prostulat yang nyatakan sifat yang saling berkebalikan berkebalikan dari kedua representasi ini. Prinsip ini, yang disebut juga dengan prinsip ketidakpastian, menyatakan bahwa suatu sinyal tidak dapat *sparse* dalam kedua kawasan ini sekaligus. Dengan prinsip ini, maka ada kemungkinan (dan harapan) bagi kita untuk memandang sinyal yang tidak *sparse* pada kawasan waktu namun *sparse* pada kawasan frekuensi, demikian pula sebaliknya.

Setelah suatu sinyal dapat dibuktikan *sparse*, atau dapat direpresentasikan *sparse* dalam suatu basis, maka sinyal tersebut selanjutnya dapat dilakukan proses pencuplikan dengan kecepatan yang di bawah dari nilai batas Shannon-Nyquist. Proses pencuplikan ini secara matematis dapat dilakukan dengan memproyeksikan sinyal asli tersebut ke dalam suatu matriks proyeksi  $F$  dengan ukuran  $M \times N$ ;  $M \ll N$ .

Dengan demikian, proses pencuplikan atau penginderaan kompresif dapat dinyatakan dengan persamaan:

$$y = \Phi \cdot \Psi \cdot x \quad (2)$$

$$= Ax \quad (3)$$

dengan  $A = \Phi \cdot \Psi$ , yang selanjutnya disebut dengan matriks penginderaan.

Syarat kedua agar teknik penginderaan kompresif berhasil adalah terkait matriks penginderaan  $A$  tersebut. Syarat ini menyatakan bahwa matriks penginderaan harus memenuhi sifat *restricted isometric property - RIP*. Sifat *RIP* secara prinsip adalah bahwa sinyal hasil penginderaan kompresif memiliki panjang *euclidean* (norma  $l_2$ ) tidak berubah dibandingkan dengan panjang *euclidean* sinyal semula. Istilah *RIP* ini diperkenalkan oleh Candes dan Tao [7] dan dibuktikan secara matematis oleh Baraniuk dkk. [8]. Secara matematis, syarat ini dinyatakan dengan:

$$(1 - \delta_s) \|x\|_2 \leq \|Ax\|_2 \leq (1 + \delta_s) \|x\|_2 \quad (4)$$

Parameter  $\delta_s$  menyatakan suatu bilangan positif yang kecil.

Oleh karena matriks penginderaan  $A$  tersusun atas matriks basis  $\Psi$  dan matriks proyeksi  $\Phi$  (persamaan (2)), para peneliti juga menunjukkan syarat bahwa kedua matriks ini harus memiliki tingkat koherensi yang rendah.

Meskipun penginderaan kompresif dapat melakukan pemampatan yang lebih baik dari pada teknik konservatif Shannon-Nyquist, namun Candes dkk. [3] menunjukkan bahwa pemampatan ada batasnya. Batas ini dinyatakan sebagai berikut. Jika panjang sinyal semula adalah

$N$  dengan tingkat sparsitas  $k$  (yaitu terdapat  $k$ -buah elemen yang tak nol), maka penginderaan kompresif dapat mengurangi sampel  $N$  tersebut menjadi  $m$  dengan :

$$m \geq c \cdot k \cdot \log(N/k) \quad (5)$$

Dengan nilai  $c$  pada prakteknya ditentukan secara empiris dengan kisaran pada nilai 1 sampai 2. Sebagai ilustrasi, sinyal yang memiliki jumlah cuplikan  $N=10.000$ , dengan tingkat sparsitas  $k=10$ , dapat dikurangi jumlah cuplikannya menjadi  $10c \log(10.000/10) = 30c$ . Jika kita ambil  $c$  secara empiris 2, maka kita memerlukan sekurang-kurangnya 60 sampel untuk mengkompres 10.000 cuplikan tadi agar sinyal ini dapat rekonstruksi kembali ke sinyal semula.

## 2. Penerapan Penginderaan Kompresif

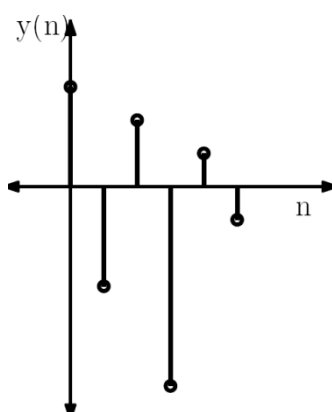
Penerapan teknik penginderaan kompresif pada umumnya memerlukan dua tahap, yaitu tahap penginderaan kompresif dan tahap rekonstruksi. Tahap penginderaan dilakukan dengan tujuan mengurangi jumlah cuplikan sehingga ukuran data lebih sedikit. Tahap rekonstruksi dilakukan untuk memperoleh kembali sinyal semula. Untuk tahapan penginderaan, proses penginderaan kompresif dapat dilakukan baik dengan perangkat keras mau pun perangkat lunak atau kombinasi keduanya. Meskipun tekniknya dapat bermacam-macam, inti dari tahapan ini secara matematik adalah menerapkan matrik penginderaan  $A$  dengan dimensi  $M \times N$  dengan  $M < N$  pada sinyal semula, sehingga diperoleh sinyal terkompres.

$$y = Ax \quad (6)$$

Pada praktiknya, matrik  $A$  dapat dipilih baik berupa bilangan acak dengan distribusi Gaussian, Bernoulli, maupun biner ([2, 9]). Kumar dkk. [10] menggunakan distribusi acak uniform untuk keperluan sistem sonar laut dangkal. Di sisi lain Baraniuk dan Kelly dari Universitas Rice menggunakan bilangan acak biner untuk keperluan akuisisi pada sistem kamera satu piksel yang mereka rancang.

Gambar 3 memperlihatkan sinyal hasil penginderaan kompresi dari sinyal yang ditunjukkan pada Gambar 1 dengan matriks penginderaan berupa matrik acak berdistribusi Gaussian dengan ukuran  $6 \times 16$ . Sinyal sparse  $x$  dengan jumlah elemen 16 seperti pada Gambar 1, tereduksi menjadi 6 elemen seperti Gambar 3 tersebut.

Proses selanjutnya adalah rekonstruksi. Pada bagian ini, terdapat tantangan terbesar yaitu merekonstruksi kembali sinyal semula  $x$  dari sinyal yang termampat  $y$  serta matriks penginderaan  $A$ .



**Gambar 3.** Hasil penginderaan kompresif dari sinyal contoh pada Gambar 1 dengan menggunakan matriks acak distribusi Gaussian dengan dimensi  $6 \times 16$

Oleh karena sistem persamaan yang ditunjukkan oleh Persamaan (3) dengan dimensi  $A$  adalah  $M \times N$  dengan  $M < N$  termasuk kedalam sistem *under-determined*, maka ada banyak solusi yang memenuhi. Dengan menambahkan sifat bahwa sinyal asli bersifat *sparse*, maka dari sekian banyak solusi, kita dapat memilih satu solusi yang memiliki tingkat sparsitas minimum atau norma orde nol ( $l_0$ ) minimum. Dengan demikian, permasalahan rekonstruksi dapat dituliskan secara matematis sebagai

$$x_r = \min \|x\|_0 \text{ sehingga } Ax = y \quad (7)$$

Minimisasi norma  $l_0$  memiliki permasalahan yaitu tidak ada metode analitis untuk menyelesaikannya. Satu-satunya cara untuk penyelesaian adalah dengan cara mencobakan semua kemungkinan yang ada (disebut pula dengan istilah permasalahan *NP-hard*). Oleh karena itu, para peneliti kemudian mencari alternatif lain selain minimisasi norma  $l_0$  yaitu dengan cara merileksasi persyaratan norma  $l_0$  menjadi minimisasi norma  $l_1$ . Tropp [11], menunjukkan minimisasi norma  $l_1$  tersebut memberikan hasil yang sama dengan minimisasi  $l_0$ . Dengan demikian rumusan matematis proses rekonstruksi menjadi

$$x_r = \min \|x\|_1 \text{ sehingga } Ax = y \quad (8)$$

Permasalahan rekonstruksi seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (8) tersebut disebut dengan *Basis Pursuit*.

Berbeda dengan  $l_0$ ,  $l_1$  memiliki bentuk kurva konveks. Oleh karena itu, permasalahan minimisasi  $l_1$  dapat diselesaikan dengan metode analitis. Ada beberapa teknik yang dapat

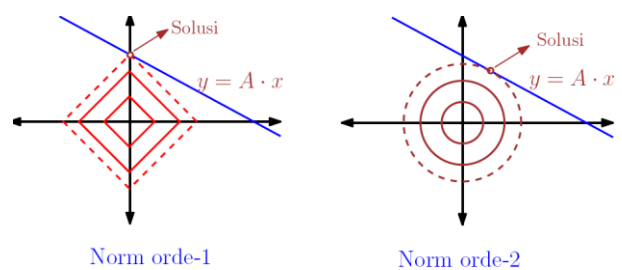
digunakan untuk menyelesaikan Persamaan (8). Salah satu metoda penyelesaiannya adalah dengan optimisasi konveks (*Convex Programming*). Penyelesaian dengan metode optimisasi konveks ini dilakukan dengan menjabarkan persamaan Persamaan (8) ke dalam pemrograman linier (LP), selanjutnya metode *Interior Point Method* – IPM diterapkan untuk memperoleh solusi optimum.

Beberapa paket perangkat lunak telah dikembangkan untuk menyelesaikan permasalahan minimisasi norma  $l_1$  ini, antara lain adalah *Disciplined Convex Programming* oleh Boyd dan Vandenberghe [12] serta  $l_1$ -magic oleh Candes dan Tao [13]. Kedua perangkat lunak ini dapat kita peroleh secara bebas pada situs resmi pembuatnya dan dapat kita gunakan untuk mensimulasikan permasalahan rekonstruksi kita.

Gambar 4 menunjukkan ilustrasi perbandingan antara penyelesaian persamaan rekonstruksi menggunakan minimisasi norma  $l_1$  dan  $l_2$  untuk dua variabel yang tidak diketahui ( $x_1$  dan  $x_2$ ). Minimisasi norma  $l_1$  yang pada bidang dua dimensi berupa bentuk belah ketupat dilakukan dengan memperbesar norma tersebut sampai bersinggungan dengan kurva syarat  $Ax = y$ . Solusi diperoleh pada salah satu dari variabel  $x_1$  atau  $x_2$  yang bernilai nol. Minimisasi  $l_2$  pada lain pihak, memberikan solusi dengan galat kuadrat terkecil, namun tidak *sparse* (baik  $x_1$  maupun  $x_2$  tak nol).

Metode lain untuk menyelesaikan permasalahan masalah rekonstruksi adalah dengan algoritma *greedy* seperti *orthogonal matching pursuit* (OMP) beserta algoritma-algoritma turunannya (ROMP, CoSamp, dan sebagainya). Algoritma

ini memandang matrik penginderaan  $A$  sebagai kamus yang berisi basis yang menyusun sinyal terkompresi  $y$  dari sinyal semula  $x$ . Dengan cara pandang ini, maka algoritma bekerja dengan cara mencari komponen basis dalam kamus yang memberikan kontribusi terbesar, dilanjutkan dengan komponen terbesar berikutnya. Hasil kontribusi dari tiap-tiap basis ini selanjutnya dipilih sebagai solusi dari permasalahan rekonstruksi.



**Gambar 4.** Ilustrasi penyelesaian permasalahan rekonstruksi dengan menggunakan norma  $l_1$  dan  $l_2$ . Titik solusi diperoleh sebagai titik potong antara norma dengan garis  $y = Ax$ . Penyelesaian dengan norma  $l_1$  memberikan solusi *sparse* seperti pada ilustrasi gambar di sebelah kiri yaitu dengan nilai  $x_1$  bernilai nol dan  $x_2$  tak nol. Pada ilustrasi gambar sebelah kanan dengan norma  $l_2$  diperoleh solusi tak *sparse* yaitu kedua nilai  $x_1$  dan  $x_2$  tak nol.

Baik metode optimisasi konveks mau pun algoritma *greedy* memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Algoritma *greedy* sangat efisien dan cepat, namun tidak akurat jika basis yang digunakan memiliki koherensi yang tinggi. Optimisasi konveks bekerja baik bahkan untuk basis yang memiliki koherensi tinggi. Namun algoritma ini bekerja lambat.

Perangkat lunak untuk rekonstruksi menggunakan algoritma *greedy*, misalnya dengan OMP, dapat kita unduh dari situs pertukaran

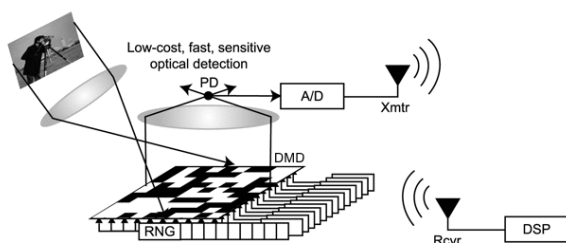
program Matlab yang a.l. dibuat oleh Stephen Becker ([www.mathworks.com/matlabcentral](http://www.mathworks.com/matlabcentral)).

### 3. Beberapa contoh Aplikasi Penginderaan Kompresif

Ada banyak aplikasi yang memanfaatkan teknik penginderaan kompresif pada dekade terakhir ini. Beberapa aplikasi dari penginderaan kompresif diberikan di sini untuk menunjukkan potensi pemanfaatannya, antara lain adalah kamera satu piksel, penginderaan MRI, citra astronomi, deteksi arah kedatangan sinyal pada radar/sonar dan pemodelan trafik telekomunikasi.

#### 3.1 Kamera satu piksel

Baraniuk dan Kelly dari Universitas Rice mendesain kamera satu piksel (*single pixel camera*) untuk mendemonstrasikan keefektifan teknik penginderaan kompresif. Skema dari kamera satu piksel adalah seperti pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Skema sistem kamera satu piksel serta sistem pemancar dan penerima yang melengkapinya (a). Citra ditangkap dan difokuskan oleh lensa kamera. (b). Sistem sensor didesain sekaligus untuk melakukan penginderaan kompresif. (c). Hasil penginderaan kompresif yang berukuran kecil dikirimkan melalui pemancar ke penerima. [Sumber gambar: <http://dsp.rice.edu/cscamera>]

Seperti yang terlihat pada gambar tersebut, citra yang ditangkap melalui lensa diproyeksikan pada sensor yang didesain dengan pola sedemikian rupa sehingga dapat melakukan penginderaan kompresif berdasarkan dimatrik penginderaan yang telah dirancang. Sinyal keluaran telah terkompresi selanjutnya dikirim oleh sistem pemancar dan direkonstruksi kembali pada bagian penerima.

#### 3.2 Penginderaan dengan MRI

Magnetic Resonance Interference atau MRI adalah teknologi standar kedokteran untuk memperoleh irisan citra dari organ tubuh bagian dalam dengan menggunakan medan magnet yang kuat mengelilingi tubuh. Rekonstruksi citra pada MRI dilakukan dengan memasang alat pemindai pada sekeliling bagian yang akan diakuisisi, setelah itu, masing-masing alat pindai memancarkan gelombang radio yang sesuai dengan resonansi nuklir dari jaringan dalam tubuh. Hasil resonansi ini kemudian ditangkap oleh sistem penerima dan akan direkonstruksi sehingga menghasilkan citra.

Berbeda dengan CT scan yang menggunakan sinar-X, MRI dianggap lebih aman digunakan untuk mengakuisisi bagian-bagian tubuh, termasuk jaringan-jaringan lunak. Namun akuisisi MRI yang lama dapat pula menyebabkan pasien merasa tidak nyaman. Untuk mengurangi ketidaknyamanan tersebut, beberapa peneliti mengusulkan teknik pemindaian yang cepat. Oleh karena pada proses akuisisi MRI terdapat banyak data redundan atau dengan kata lain bahwa sinyal hasil akuisisi sensor MRI adalah

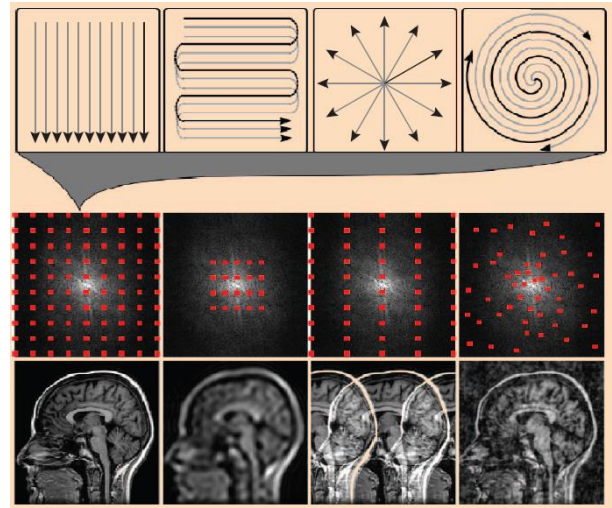
*sparse*, maka prinsip penginderaan kompresif dapat diterapkan [14].

Gambar 6 memperlihatkan perbandingan antara sistem akuisisi MRI konvensional (A) dengan empat metoda pemindaian: persegi, zig-zag, menyebar, dan radial. Kerapatan pemindaian harus memenuhi syarat Shannon-Nyquist sehingga proses akuisisi memakan waktu lama. Teknik akuisisi dengan metode penginderaan kompresif ditunjukkan pada bagian (B). Teknik pemindaian didasarkan atas matriks pemindaian yang ditentukan. Hasil pemindaian direkonstruksi kembali untuk memberikan citra yang sempurna.

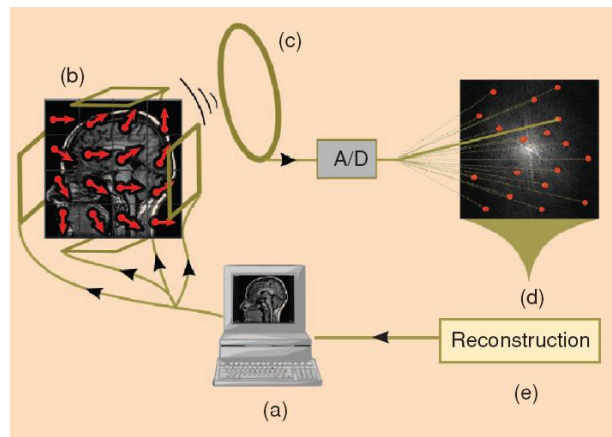
### 3.3 Citra Astronomi

Salah satu permasalahan pada pemetaan materi gelap berdasarkan sebaran eliptisitas medan galaksi adalah adanya distorsi yang ikut terekam bersama dengan citra asli. Distorsi ini antara lain diakibatkan oleh adanya turbulensi di atmosfer. Beberapa cara konvensional untuk mengurangi distorsi ini adalah dengan penapisan *boxcar* dan metode *thin plate* (Suksmono [15]).

Distorsi akibat turbulensi atmosfer dapat dimodelkan sebagai gerakan *fractional Brown* dua dimensi [15]. Dalam kawasan frekuensi, model ini memiliki pola eksponensial menurun sehingga dapat dianggap *sparse* dalam kawasan frekuensi. Oleh karena itu, teknik penginderaan kompresif dapat diterapkan untuk keperluan perbaikan citra tersebut.



(A)

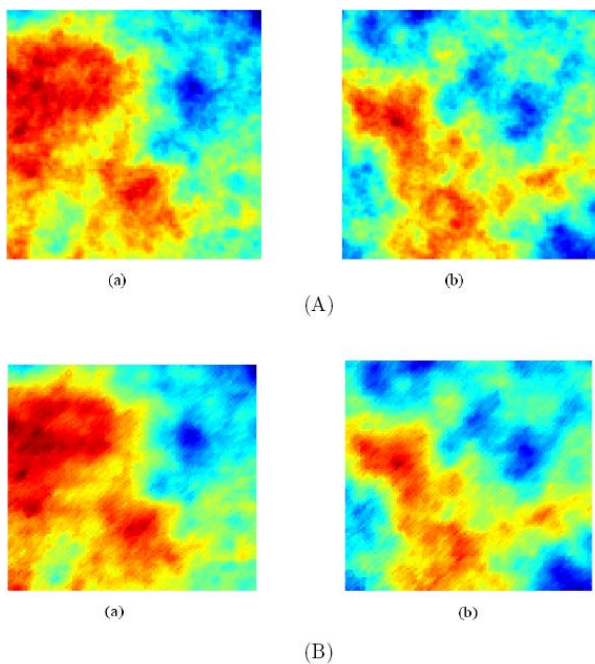


(B)

**Gambar 6.** Teknik akuisisi MRI dengan metoda konvensional (A) dan dengan penginderaan kompresif (B). Pada teknik akuisisi konvensional, peralatan MRI memindai bagian tubuh dengan pola-pola tertentu dengan kerapatan yang memenuhi syarat Shannon-Nyquist. Beberapa pola pemindaian konvensional adalah persegi, zig-zag, menyebar, dan radial. Pada teknik pemindaian kompresif, pengguna mengatur pola pemindaian sesuai dengan matrik penginderaan yang telah ditentukan (a), pola pemindaian memberikan hasil pengamatan (b) untuk selanjutnya dikonversi ke peralatan ADC (c) dan direkonstruksi untuk diperoleh hasil citra yang sempurna (d) . [Sumber gambar: Lustig dkk. Compressed Sensing MRI, <https://people.eecs.berkeley.edu/~mlustig/CS>]



Perbaikan ini dilakukan secara interpolasi dengan mengambil beberapa sampel secara acak, dan dilakukan proses rekonstruksi dengan algoritma standar rekonstruksi penginderaan kompresif seperti optimasi konveks atau pun algoritma *greedy*. Gambar 7 mengilustrasikan hasil rekonstruksi penginderaan kompresif pada sebaran eliptisitas galaksi pada domain frekuensi kompleks yang masing-masing dipisahkan menjadi bagian riil dan imajiner. Gambar Bagian (A) menunjukkan citra sintesis, dan Bagian (B) menunjukkan hasil rekonstruksi penginderaan kompresif.

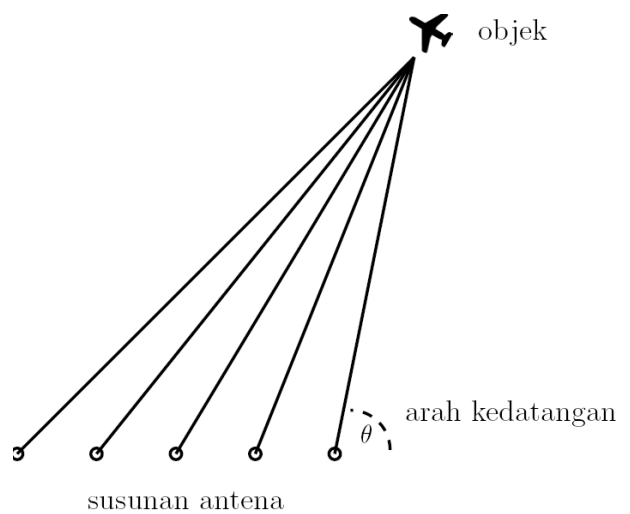


**Gambar 7.** Citra astronomi pada kawasan frekuensi. (A) citra sintesis, dengan bagian riil (a) dan imajiner (b). (B) citra hasil rekonstruksi dengan penginderaan kompresif dengan bagian riil (a) dan bagian imajiner (b). [Sumber gambar : A.B. Suksmono [13]]

### 3.4 Deteksi Arah Kedatangan Sinyal

Estimasi arah kedatangan sinyal (*direction of arrival - DoA*) adalah salah satu tugas radar dan

sonar disamping tugas lainnya yaitu estimasi kecepatan dan jarak objek. Topik ini adalah salah satu topik penting untuk aplikasi pada bidang militer dan sipil. Pada sistem modern, deteksi arah kedatangan objek atau pesawat pada radar dilakukan dengan menggunakan susunan antenna atau lazimnya disebut sebagai *antenna array* (Gambar 8). Arah kedatangan sinyal dapat ditentukan dengan menghitung beda fasa sinyal yang datang pada masing-masing antenna.



**Gambar 8.** Estimasi arah kedatangan objek dengan menggunakan susunan antenna. Jika jarak objek lebih jauh lebih besar dari dimensi antenna, maka semua berkas sinyal yang datang dapat dianggap paralel. Informasi arah kedatangan objek dapat diketahui dari beda fasa dari sinyal yang diterima pada masing-masing antenna.

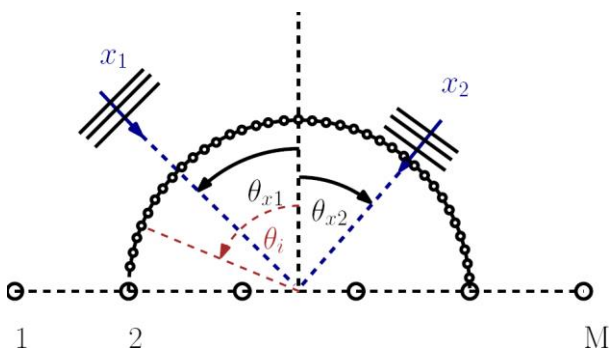
Jika sinyal yang diterima lemah, serta adanya gangguan berupa derau, maka algoritma yang lebih canggih diperlukan untuk mengestimasi arah kedatangan sinyal.

Algoritma klasik untuk mengestimasi arah kedatangan dengan daya resolusi tinggi antara lain seperti *Multiple Signal Classification (MUSIC)* dan *Estimation of Signal Parameter via*

*Rotational Invariant Technique* (ESPRIT) telah menjadi standar untuk algoritma DoA. Namun algoritma konvensional ini memerlukan data yang besar karena akuisisi data harus dilakukan sesuai dengan kaidah Shannon-Nyquist.

Dalam sudut pandang penginderaan kompresif, oleh karena jumlah sumber yang terbatas, maka sinyal yang terkumpul di penerima dapat dipandang sebagai sinyal yang *sparse* terhadap arah kedatangan (dengan kata lain, dalam rentang pemindaian sudut dari  $0^\circ$  sampai  $180^\circ$  hanya terdapat beberapa sinyal saja pada sudut-sudut tertentu). Oleh karena itu, algoritma penginderaan kompresif dapat digunakan untuk merekonstruksi arah kedatangan sinyal.

Untuk keperluan ini, maka arah kedatangan sinyal didiskretisasi ke dalam  $K$  arah kedatangan dengan jarak tertentu. Dengan rentang sudut  $0^\circ$  sampai dengan  $180^\circ$ , maka arah kedatangan objek akan berada di dalam  $K$  set arah kedatangan ini (Gambar 9).



**Gambar 9.** Tahapan penerapan penginderaan kompresif untuk estimasi arah kedatangan sinyal radar dengan susunan antenna  $M$  elemen. Rentang sudut pemindaian dari  $0^\circ$   $180^\circ$  didiskretisasi dalam sudut pindai dengan resolusi tertentu. Arah kedatangan sinyal actual, yang dalam hal ini adalah  $\theta_1$  dan  $\theta_2$  akan menjadi dua elemen tak nol pada rentang pemindaian ini.

Selanjutnya, dengan menyusun matrik penginderaan  $A$  sebagai *basis dictionary* dari arah kedatangan dari semua sudut yang ada, maka penyelesaian permasalahan rekonstruksi sparse  $Ax = y$  memberikan estimasi arah kedatangan. Penerapan teknik penginderaan kompresif telah banyak dilakukan pada bidang ini, antara lain adalah Malioutov dkk. [16], Carlin dkk. [17], serta para peneliti pada Lab Radar ITB ([18, 19]). Beberapa peneliti telah pula mengujicobakannya pada tahapan eksperimen, antara lain oleh Kumar dkk [20], Gurbuz dkk. [21], dan sebagainya.

### 3.5 Pemodelan Trafik Telekomunikasi

Tugas utama dari monitoring jaringan adalah melakukan rekayasa trafik, merencanakan kapasitas jaringan, dan mendeteksi terjadinya anomali. Tugas ini sangat bergantung pada ketersediaan dan keakuratan data matrik trafik, yang merupakan informasi yang berisi intensitas trafik yang mengalir antara pasangan sumber dan tujuan pada jaringan. Pengukuran matrik trafik dilakukan secara langsung pada jaringan. Pada jaringan dengan jumlah router yang sangat banyak, pengukuran langsung ini menjadi sangat tidak efisien. Seiring dengan perkembangan penginderaan kompresif, solusi untuk melakukan estimasi terhadap matrik trafik berdasarkan sampel hasil pengukuran langsung menjadi terbuka lebar. Pada penelitian M. Roughan dkk. [22] diusulkan penginderaan kompresif spatio-temporal dengan dua komponen utama: (i) teknik baru yang disebut *Sparsity Regularized Matrix FaktORIZATION* (SRMF) yang memanfaatkan sifat *sparse* matrik

trafik secara spasial temporal dan (ii) mekanisme untuk menggabungkan estimasi sparsitas dengan prosedur interpolasi lokal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa estimasi matrik trafik dapat menggantikan sampai dengan 98% dari nilai-nilai yang hilang.

Penginderaan kompresif juga dimanfaatkan untuk deteksi anomali pada jaringan. Pada jaringan *backbone* skala besar, trafik yang mengalir antara sumber dan tujuan dapat mengalami perubahan yang tidak wajar secara tiba-tiba dan dikenal dengan istilah trafik anomali. Anomali dapat menyebabkan kemacetan dan kualitas layanan menurun. Pada penelitian oleh M. Mardani dkk. [23], eksplorasi penginderaan kompresif dilakukan untuk memetakan estimasi terjadinya anomali secara *real time*. Estimasi dilakukan berdasarkan sifat *sparse* pada data anomali yang terjadi sebelumnya.

#### 4. Penutup

Pada artikel ini telah dibahas secara singkat tentang prinsip dasar salah satu teknik yang paling menarik perhatian para peneliti pada saat ini yaitu penginderaan kompresi. Beberapa contoh aplikasinya dibahas pula secara ringkas. Untuk dapat menggunakan penginderaan kompresif pada bidang yang kita teliti perlu dibuktikan terlebih dahulu bahwa sinyal yang kita olah bersifat *sparse* pada basis tertentu.

Teknik rekonstruksi yang semakin standar membuat teknik ini semakin banyak diujicobakan pada berbagai bidang sains dan rekayasa. Efisiensi dan data yang kecil me-

nyebabkan teknik ini sangat menjanjikan untuk aplikasi yang bersifat tersebar atau terdistribusi seperti pada *Wireless Sensor Network* atau pada bidang lainnya yang memerlukan efisiensi dan data yang kecil tersebut.

#### Daftar Pustaka

- [1] C. E. Shannon. *Communication in the presence of noise*. Proceeding of Institute of Radio Engineers, 37(1), Jan 1949.
- [2] David L. Donoho. *Compressed sensing*. IEEE Transactions on Information Theory, 52(4), April 2006.
- [3] Emmanuel Candes, Justin Romberg, and Terence Tao. *Robust uncertainty principles: Exact recovery from highly incomplete fourier information*. IEEE Transactions on Information Theory, 52(2):489 – 509, 2006.
- [4] Emmanuel Candes and Michael B. Wakin. *Compressive sampling*. Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Madrid, Spain, 25(2):21 – 30, March 2008.
- [5] Emmanuel J. Candes, Yonina C. Eldar, Deanna Needell, and Paige Randall. *Compressed sensing with coherent and redundant dictionaries*. Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis, 31(1):59–73, July 2011.
- [6] Richard Baraniuk. *Compressive sensing*. IEEE Signal Processing Magazine, 24(4):118–121, Jul 2007.
- [7] Emmanuel Candes and Terence Tao. *Decoding by linear programming*. IEEE Transactions on Information Theory, 51(12):4203–4215, Dec 2005.
- [8] Richard Baraniuk, Mark Davenport, Ronald DeVore, and Michael Wakin. *A simple proof of the restricted isometry property for random matrices*. Constructive Approximation, 28(3):253–263, 2008.

- [9] Terence Tao Emmanuel Candes, Justin Romberg. *Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements*. Journal of Communications on Pure and Applied Mathematics, 59(8), Aug 2006.
- [10] Joel A. Tropp. *Greed is good : Algorithmic results for sparse approximation*. IEEE Transactions on Information Theory, 50(10), Oct 2004.
- [11] J. A. Tropp. *Just relax: convex programming methods for identifying sparse signals in noise*. IEEE Transactions on Information Theory, 52(3):1030–1051, March 2006.
- [12] Stephen Boyd and Lieven Vandenberghe. *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [13] E Candes and Justin Romberg. *l1-magic : Recovery of sparse signals via convex programming*, 2005.
- [14] M. Lustig, D.L. Donoho, J.M. Santos, and J.M. Pauly. *Compressed sensing MRI*. IEEE Signal Processing Magazine, 25(2):72–82, March 2008.
- [15] Andriyan Bayu Suksmono. *Interpolation of PSF based on compressive sampling and its application in weak lensing survey*. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 443(1):919, Sep 2014.
- [16] D. Malioutov, M. Cetin, and AS.Willsky. *A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays*. IEEE Transactions on Signal Processing, 53(8):3010–3022, Aug 2005.
- [17] M. Carlin, P. Rocca, G. Oliveri, F. Viani, and A. Massa. *Directions-of-arrival estimation through bayesian compressive sensing strategies*. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 61(7):3828–3838, July 2013.
- [18] Koredianto Usman, Andriyan Bayu Suksmono, and Hendra Gunawan. *Peningkatan kinerja skema estimasi arah kedatangan sinyal dengan compressive sensing sparsitas sudut dan sampel multispap*. Inkom Journal, 8(1):21–27, May 2014.
- [19] K. Usman, A. B. Suksmono, and H. Gunawan. *Uniform non-exhaustive search on sparse reconstruction for direction of arrival estimation*. In IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile (APWiMob), 2015, pages 20–24, Aug 2015.
- [20] N. Suresh Kumar, Dibu John Philip, and C. Bhattacharya. *Doa estimation using compressive beamforming in shallow ocean using acoustic vector sensors*. In Proceeding of IEEE Indicon, 2012.
- [21] A. C. Gurbuz, J. H. McClellan, and J. H. Scott. *A Compressive Sensing Data Acquisition and Imaging Method for Stepped Frequency GPRs*. IEEE Transactions on Signal Processing, 57(7):2640–2650, July 2009.
- [22] M. Roughan, Y. Zhang, and W. Willinger dan L. Qiu. *Spatio-temporal compressive sensing and internet traffic matrices*. IEEE/ACM Transaction on Networking, (20):662–672, 2012.
- [23] M. Mardani, G. Mateos, B. Georgios, and Giannakis. *Dynamic anomalography: Tracking network anomalies via sparsity and low rank*. The Arxiv, 2012.

=====

\*Setelah lulus dari SMAN 4 dari Palembang, Koredianto Usman melanjutkan studi di Jurusan Teknik Elektro ITB hingga meraih gelar sarjana. Dengan beasiswa DAAD-Siemens ia melanjutkan program master dalam bidang Teknik Telekomunikasi di Universitas Teknik Munich, Jerman. Saat ini bekerja sebagai tenaga pengajar di Teknik Telekomunikasi Universitas Telkom dan sejak 2013 menempuh program doktor pada Sekolah Teknik Elektro dan Informatika ITB dalam bidang penginderaan kompresif untuk Radar.