

**EVALUASI MULTI-ANTENNA BERBASIS PENDEKATAN GLRT
PADA COGNITIVE RADIO****EVALUATION MULTI-ANTENNA BASED ON GLRT
APPROACH ON COGNITIVE RADIO****Mochammad Haldi Widiyanto^[1], Fiky Yosef Suratman^[2], Bambang Hidayat^[3]**Fakultas Teknik Universitas Islam Nusantara Bandung, Indonesia^[1]School of Electrical Engineering Telkom University Bandung, Indonesia^[2]School of Electrical Engineering Telkom University Bandung, Indonesia^[3]**mhaldiw@uninus.ac.id^[1], fysuratman@telkomuniversity.ac.id^[2], bhdayat@telkomuniversity.ac.id^[3]****Abstrak**

Kebutuhan terhadap teknologi nirkabel semakin meningkat, Sementara itu ketersediaan spektrum frekuensi mendekati batasnya. Masalah ini dapat diatasi dengan pemanfaatan spektrum yang maksimal. Salah satu teknologi yang dapat memaksimalkan ketersediaan spektrum adalah cognitive radio. Spektrum sensing adalah salah satu komponen yang ada di cognitive radio (CR). Algoritma sensing yang biasanya digunakan adalah deteksi energi. Karena ada beberapa kelemahan pada deteksi energi, yang mana sangat sensitif terhadap daya noise yang tidak menentu. Sehingga dibentuk metode baru berdasarkan pendekatan Generalized likelihood ratio tests (GLRT). Pada penelitian sebelumnya algoritma pendekatan GLRT banyak digunakan pada multiantenna karena sifat pendekatan GLRT dapat mengasumsikan parameter multiantenna. Pada penelitian ini dilakukan analisis terhadap penggunaan GLRT dan deteksi energi pada cognitive radio berbasis pendekatan GLRT dan deteksi energi. Primary User (PU) menggunakan space-time block coding (STBC) kanal asumsi multiantena menggunakan Geometrically-Based Single Bounce (GBSB). Hasil evaluasi menunjukkan algoritma GLRT lebih unggul dari deteksi energi. Karena pendekatan GLRT tidak memerlukan asumsi daya noise. Hasil algoritma penurunan GLRT yang lain. Menunjukkan jika TSTBCGLRT dan TEMR lebih unggul dari TAGM dan TGLR. Hal yang menyebabkan TGLR dan TAGM menjadi buruk karena TAGM dan TGLR mengandalkan asumsi bentuk rank matriks. Sedangkan TSTBCGLRT dan TEMR sebaliknya.

Kata kunci : Cognitive Radio, Pendekatan GLRT, Spektrum Sensing**Abstract**

Wireless traffic in fact is mount, while spectrum already shared. This problem can be solve using maximizing utilization band spectrum. One of technology that can maximizing spectrum is cognitive radio. Spectrum sensing is one of component in cognitive radio (CR). The sensing algorithm that usually used is energy detector. Because there is a shortage in energy detector, which is very sensitive to noise power uncertainty. Then formed a new method based on GLRT approach. In the previous research GLRT approach algorithm is widely used in multiantenna because the nature of the GLRT approach can assume multiantenna parameters. In this research analysis on cognitive radio spectrum sensing using GLRT Approach and energy detector. The signal space-time block coding (STBC) as a signal primary user (PU) and channel using Geometrically-Based Single Bounce (GBSB). The results show the GLRT algorithm is superior to energy detection. Because the GLRT approach does not require noise power assumption. Results of other GLRT reduction algorithms. Show if the TSTBCGLRT and TEMR are superior to TAGM and TGLR. TGLR and TAGM to be bad because TAGM and TGLR rely on the assumption of rank matrix form. While TSTBCGLRT and TEMR otherwise.

Index Terms—Cognitive Radio, GLRT Approach , Spectrum Sensing

1. PENDAHULUAN

Spektrum Sensing untuk mengenali ketersediaan saluran transmisi merupakan bagian penting dari Cognitive Radio (CR), yang mana merupakan bagian dari deteksi inti. Sampai saat ini perhitungan deteksi *spectrum sensing* sudah banyak dibuat di jurnal penelitian seperti; deteksi energi [1], *matched filter* [2] dan terakhir deteksi menggunakan cyclostationarity [3]. Semua teknik ini mungkin digunakan dalam *single CR antenna* atau *multiple CR antenna* [4]. Dalam penelitian sebelumnya oleh ahli CR, umumnya karakteristik PU tidak dapat diprediksi sinyal penuh atau sinyal tidak penuh oleh spektrum sensing pada CR. Pada penelitian ini, digunakan deteksi *multi-antenna CR*. Sebuah deteksi spektrum sensing yang tidak membutuhkan informasi data sinyal masukan dari Primary User (PU) atau kanal pada PU menuju *Secondary User* (SU). Menggunakan teknik berdasarkan matriks kovariansi statistik dari sinyal dan noise. Karena pada dasarnya matriks kovariansi sinyal dan matriks kovariansi noise berbeda. Matriks kovariansi noise biasanya berbentuk independen satu sama lain. Oleh karena itu, strukturnya dapat diketahui di antena penerima. Berdasarkan struktur itu, kita dapat menggunakan matriks kovariansi untuk membedakan sinyal dan noise. Ketika sinyal tidak ada, elemen *off diagonal* menghasilkan rata-rata nol. Namun, ketika terdapat sinyal beberapa elemen *off diagonal* rata-rata bernilai tidak nol. Berdasarkan kasus ini peneliti dapat menggunakan elemen-elemen diagonal dan *off diagonal* untuk mendeteksi keberadaan sinyal. Tetapi, berdasarkan [5] metode ini tidak dapat digunakan dengan baik saat keadaan *multiantenna*.

Beberapa metode diturunkan, tanpa menggunakan estimasi variasi noise, penelitian [6] menggunakan pendekatan terhadap *multiantenna receiver*. Metode ini menggunakan rasio maximum-minimum eigenvalue dari hasil matriks kovariansi sinyal antena penerima. Metode ini dievaluasi dengan mengurutkan matriks secara acak lalu ambang batas deteksi, peneliti melakukan penelitian menggunakan sensor pada *multi-antenna CR*. Sensing yang dapat mendeteksi tanpa adanya informasi PU atau kanal yang digunakan dari PU ke SU. Metode yang ditawarkan memanfaatkan *eigenvalues* dari sampel vektor matriks kovariansi sinyal penerima dari *multiple antennas*, dengan mengambil keuntungan berdasarkan fakta percobaan sebelumnya. PU yang akan dideteksi akan menempati subruang dimensi yang lebih kecil dari jumlah antena, atau memiliki spektrum noise di dalam matriksnya. Setelah itu matriks diturunkan dengan menggunakan pendekatan generalized likelihood ratio test (GLRT) [7].

Pendekatan GLRT diturunkan melalui *blind detector* dengan asumsi sesuai dengan detektornya seperti: bentuk sinyal PU, kanal, variasi noise, amplitudo dll. Tetapi metode GLRT sudah banyak diturunkan oleh peneliti. Terlalu banyak metode sensing dengan asumsi tanpa harus mengetahui informasi inti atau variasi noise. Umumnya, mereka mengambil keuntungan dari struktur korelasi data penerima. Pada [5], yaitu metode *absolute value of covariance* (CAV) adalah metode detektor secara heuristik yang diturunkan langsung dari sifat matriks kovariansi dengan menggunakan identitas korelasi secara umum. Hal ini yang digunakan untuk detektor sederhana. Seperti hasil sebelumnya, skema berbasis *eigenvalue* juga diturunkan dari matriks kovariansi [6]. Deteksi yang lain menggunakan pendekatan GLRT sebagai pendekatan penurunan algoritma baru. Salah satu hasil penurunannya adalah *arithmetic and geometric* (AGM) dan *generalized likelihood ratio* (GLR) [9]. Metode lain dengan menggunakan deteksi *maximum-minimum eigenvalue* (MME) [6]. Detektor dapat mendeteksi korelasi sinyal dan bersifat independent identically distributed (iid).

Baru-baru ini peneliti menurunkan metode baru yaitu *Eigen Moment Ratio* (EMR) [10], detektor ini tidak membutuhkan informasi mengenai bentuk matriks sinyal penerima dengan asumsi semua bentuk sinyal sama (tidak memerlukan informasi mengenai rank matriks). Penelitian terbaru menggunakan sensor CR pada *multi input and multi output* (MIMO) menggunakan sinyal

utama asumsi *signal space time block code* (STBC)[11]. Dengan menggunakan STBC sebagai asumsi multiantenna pada sinyal PU. Penelitian ini bertujuan membandingkan beberapa penelitian yang cocok dengan STBC. Penelitian [12] merupakan sebuah metode deteksi dengan menggunakan hasil pendekatan GLRT. Hasil menunjukkan pendekatan GLRT cocok digunakan pada sistem STBC sehingga dinamakan algoritma TSTBCGLRT.

Dengan banyaknya penurunan hasil GLRT penulis ingin mencari keuntungan dan kerugian dari beberapa penelitian menggunakan GLRT. Beberapa metode yang ingin dibandingkan adalah; GLR,AGM,EMR dan STBCGLRT. Dengan asumsi STBC sebagai sinyal PU dan *geometrically-Based Single Bounce* (GBSB) sebagai *multi-antenna channel*.

2. DASAR TEORI

2.1 Sinyal Model

Model Sinyal untuk 4 algoritma berbeda beda sesuai dengan [12], [8], [9], [10]. Tetapi semua algoritma memiliki dasar penurunan yang sama [5],[6] yaitu menggunakan GLRT. Berikut persamaan model:

$$L_G(x) = \frac{p(x; \hat{\theta}_0; H_1)}{p(x; \hat{\theta}_1; H_0)} \tag{1}$$

Berikut akan dijelaskan satu-persatu

2.1.1 Algoritma TAGM

Metode ini digunakan di multi-antenna ketika matriks korelasi pada sinyal terima berbentuk *full-rank* [8] dengan model sistem seperti berikut:

$$\begin{aligned} H_0 : x[n] &= w[n], n=0, \dots, N-1 \\ H_1 : x[n] &= s[n] + w[n], n=0, \dots, N-1 \end{aligned} \tag{2}$$

W [n] adalah penambahan noise di antena penerima CR. Model berdasarkan (iid). Dengan asumsi complex white Gaussian noise (CWCN) dimana vektor rata-rata bernilai nol dan kovariansi matriks Σ , dengan I adalah matriks identitas. Dimana s [n] adalah sinyal utama terdeteksi sebagai matriks full-rank. Dengan nilai probability density function (pdf) H0 dan H1 adalah sebagai berikut [8]:

$$\begin{aligned} \ln p(X | H_0, \sigma^2) &= -\frac{MN}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} \|x[n]\|^2 \\ \ln p(X | H_1, \sigma_0^2) &= -\frac{MN}{2} \left[\ln \left(\frac{2\pi}{MN} \sum_{n=0}^{N-1} \|x[n]\|^2 \right) + 1 \right] \end{aligned} \tag{3}$$

Dengan menggunakan persamaan GLRT (1) diturunkan persamaan menjadi:

$$TAGM = \frac{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \lambda_{m,x}}{\left(\prod_{m=1}^M \lambda_{m,x} \right)} \quad (4)$$

2.1.2 Algoritma TGLR

Algoritma ini digunakan pada bentuk matriks sinyal *rank-1*. Dengan asumsi model [9]:

$$\begin{aligned} H_0 : x[n] &= w[n], n=0, \dots, N-1 \\ H_1 : x[n] &= s[n] + w[n], n=0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (5)$$

Sinyal utama pada penerima *multi-antenna*, $x(n)$ dan $w(n)$ adalah iid *complex gaussian noise* dari sinyal $s(n)$ tanpa mengetahui bentuk variasi noise. Dimana $w(n)$ adalah $CN(0, \sigma_w^2 \mathbf{I}_M)$ Sinyal multikanal $s(n)$ yang dapat dipresentasikan sebagai $s(n) = \mathbf{h}d(n)$, dimana kanal bersifat *nonselective fading*. $d(n)$ diindikasikan sebagai simbol yang ditransmisikan sebagai sinyal utama. Ketika sinyal PU tidak diketahui, asumsikan bila $s(n)$ adalah *circularly symmetric Gaussian* (CGCS) terdistribusi dengan *zero mean* dan matriks kovariansi asumsi $\mathbf{R}_s = \mathbf{h}\mathbf{h}^H$, tanpa adanya loss propagasi. Dimana $d(n)$ merupakan unit energi. Asumsi ini digunakan penurunan dari algoritma spektrum sensing. Dengan PDF sebagai berikut [9]:

$$\begin{aligned} p(X | H_0, \sigma_w^2) &= \prod_{n=0}^{N-1} \frac{1}{\pi^M \sigma_w^{2M}} \\ & \times \exp \left[-\frac{x^H(n)x(n)}{\sigma_w^{2M}} \right] \\ p(X | H_1, \mathbf{h}, \sigma_w^2) &= \prod_{n=0}^{N-1} \frac{1}{\pi^M |\mathbf{h}\mathbf{h}^H + \sigma_w^{2M} \mathbf{I}|} \\ & \times \exp \left[-x^H(n) (\mathbf{h}\mathbf{h}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I})^{-1} x(n) \right] \end{aligned} \quad (6)$$

Dengan menggunakan persamaan GLRT diturunkan sebagai berikut[9]:

$$TGLR = \frac{\lambda_{(\max)}}{\sum_{m=1}^M \lambda_m} \quad (7)$$

2.1.3 Algoritma TSTBCGLRT

Algoritma ini digunakan ketika asumsi sinyal datang adalah STBC [12]. Dengan sistem model seperti berikut:

$$\begin{aligned} H_1 : y_k &= (0, \Psi), k=1, \dots, K \\ \Psi_0 &= \frac{\sigma^2}{2} \mathbf{I} \text{ dan } \Psi_1 = \frac{\gamma^2}{2RN_t} \mathbf{G}\mathbf{G}^T + \frac{\sigma^2}{2} \mathbf{I} \end{aligned} \quad (8)$$

Asumsi jika ada nR antenna penerima dan nT antenna pemancar dan NS simbol kompleks s1, ..., sN. Catatan telah dikodingkan dan ditransmisikan sejumlah waktu T. Dimana didapatkan dari simbol rate $R = N_s/T$. Sinyal matriks STBC :

$$N \in \mathbb{C}^{N_r \times T} \tag{9}$$

Persaman diatas bersifat linear function dari simbol NS dan kompleks konjuget sehingga $XXH = \sum_{i=1}^{N_s} |s_i|^2 \mathbf{I}$ dengan menggunakan persamaan (1) diapatkan persamaan [12]:

$$TSTBC = \frac{\lambda_{(\max)}}{\text{tr}(\hat{\psi})}$$

$$\lambda_{(\max)} = \frac{1}{l} \sum_{i=0}^l \delta_i \tag{10}$$

$$\hat{\psi} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \delta_i$$

2.1.4 Algoritma TEMR

Algoritma digunakan dengan asumsi dapat digunakan dalam bentuk matriks yang berubah. Sesuai dengan [10] berikut model sinyalnya:

$$x_k = \begin{cases} w_k, & H_0 \\ \mathbf{H}S_k + w_k, & H_1 \end{cases} \tag{11}$$

Sebagai pertimbangan dalam jaringan MIMO CR. Dimana SU mempunya sebuah antenna untuk menerima trasmisi sinyal dari d (d !m) dengan asumsi satu antenna. Dari SU x_K (k = 1, ..., N), dibawah asumsi H_0 dan H_1 dimana :

$$H \in \mathbb{C}^{m \times d} \tag{12}$$

Dimana terdapat asumsi koefesien antara PU dan SU yang deterministik selama periode waktu tertentu, dan $x_k = [x_1(k), \dots, x_m(k)]^T$, $s_k = [s_1(k), \dots, s_d(k)]^T$, dan $w_k = [w_1(k), \dots, w_m(k)]^T$ akan bernilai tetap di setiap vektor observasinya, sinyal dan noise di banyak sampling masing masing bernilai k. Disini $(.)^T$ adalah nilai *transpose* $x_i(k) = (i = 1, \dots, M)$ nilai keluaran dari jumlah antenna i. $S_i(k)$ (i = 1, ...,D) adalah sinyal utama mengikuti aturan iid *complex gaussian distribution* dengan *zero mean* dan *unknown variance*. $\sigma_{s_i}^2$ dan $w_i(k) = (i = 1, \dots, M)$ adalah noise *addictive* di antenna i, dimodelkan berdasarkan iid *complex gaussian* (CGCS) dengan *zero mean* dan *unknown variance* τ . Sebagai tambahan noise diasumsikan berkorelasi dengan sinyal. Ketika x_k adalah distribusi *zero Gaussian*, matriks kovariansi hanya dibutuhkan untuk mengkarakteristikan sifat dari statistik matriks.

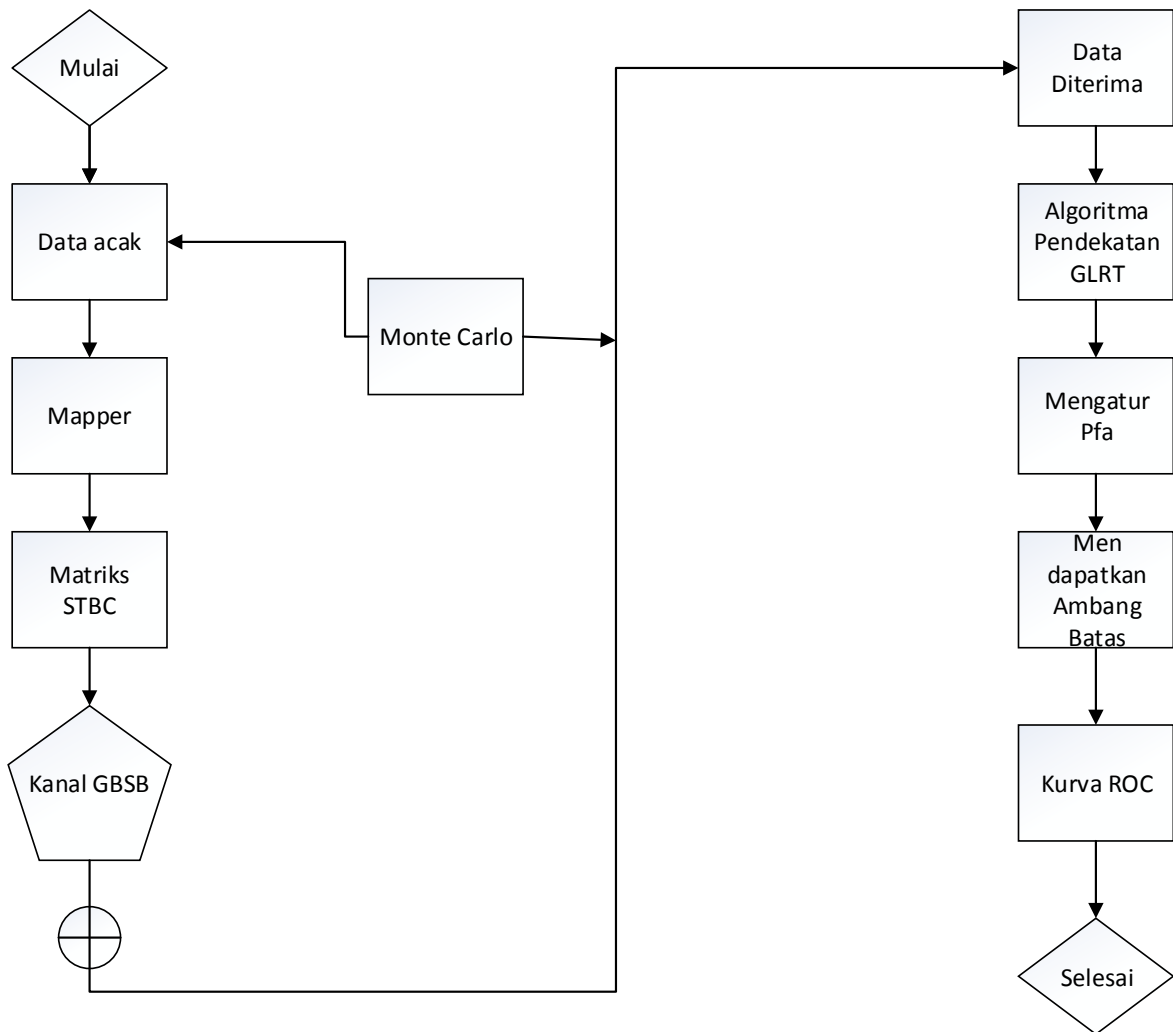
Dengan menggunakan persamaan pendekatan GLRT (1) diturunkan rumus seperti:

$$TEMR = \frac{\hat{M}_2}{\left(\hat{M}_1\right)} = \frac{\frac{1}{m} \left\| \hat{R} \right\|_F^2}{\left(\frac{1}{m} tr\left(\hat{R}\right)\right)^2} \quad (13)$$

3. MODEL SISTEM

3.1 Parameter Sistem

Diagram alur sistem spektrum sensing pada penelitian ini dimodelkan sebagai *Construction stage spectrum sensing system* in this paper is modeled in the model system figure (1):



Gambar (1). Diagram Alur Deteksi Pendekatan GLRT

TABEL I
SIMULASI PARAMETER

Parameter	Kanal GBSB	
	Sirkular	Elliptical
	STBC 2	
Symbol Rate	3.2, Msps	
Data Rate	9 Mbps	
Frekuensi Carrier	2,4 GHz	
Distance Tx-Rx	38 m	
Jumlah Scattering	30	
Jumlah Antenna Rx	2,4,8,16,32	

STBC digunakan sebagai sinyal PU [11] kanal GBSB[13] menggunakan sifat Sirkular dan Ellips. *Path Gain* kanal terdistribusi *Rayleigh* dan fasa kanal terdistribusi uniform [14]. Kanal GBSB diatur menggunakan banyak antena penerima sesuai Tabel 1. Setelah mendapatkan data penerima digunakan algoritma GLRT (1) di SU sampai membentuk distribusi H_1 dan H_0 , lalu mengatur P_{fa} dari distribusi H_0 . Terakhir, dibentuk kurva *Receiving Operation Characteristic* (ROC) untuk membuat perbandingan.

Selain asumsi yang dijelaskan sebelumnya. Terdapat beberapa parameter pemodel yang ditunjukkan di tabel 1. Dalam Tabel tersebut digunakan aturan IEEE 802.11g sesuai dengan IEEE [15]. *Rms Delay Spread* kalkulasi menggunakan model kanal di Tabel 1. Sesuai dengan aturan umum kanal *Rayleigh Fading* [16].

Beberapa gambar hasil simulasi di [14] merupakan contoh dari hasil plot berbasis parameter di tabel 1. Sesuai dengan [17] kanal sirkular memiliki korelasi lebih besar dari pada Ellips.

3.2 Menghasilkan Kurva ROC menggunakan GLRT Approach

Kurva ROC digunakan untuk melihat kinerja dari spektrum sensing. Algoritma pendekatan GLRT diturunkan dari blind detector. Oleh karena itu, algoritma memiliki keuntungan dan kerugian masing-masing. Sekarang akan dijelaskan tahap-tahap membuat kurva ROC:

- 1). Sampling data didapatkan dari antena penerima
- 2).Gunakan beberapa rumus pendekatan GLRT menggunakan (12),(10),(7),(4).
- 3). Menggunakan Monte Calor Runs sebanyak 1000x
- 4). Membuat distribusi H_0 dan H_1
- 5). Menentukan ambang batas
- 6). Kurva ROC

4. HASIL SIMULASI

Analisis akan dibentuk menjadi 4 bagian. Pertama adalah analisis berdasarkan pengaruh kinerja metode pendekatan GLRT. Deteksi dibuat ketika sinyal keluaran kanal GBSB dan noise terdistribusi Gaussian. Kedua, bandingkan deteksi energi dengan beberapa metode. Ketiga, menganalisa keunggulan dan kelemahan pendekatan GLRT pada setiap algoritma. Terakhir algoritma tipe 3 yaitu TAGM dan TSTBSGLRT.

Ada beberapa faktor yang mempengaruhi kinerja dari pendekatan GLRT:

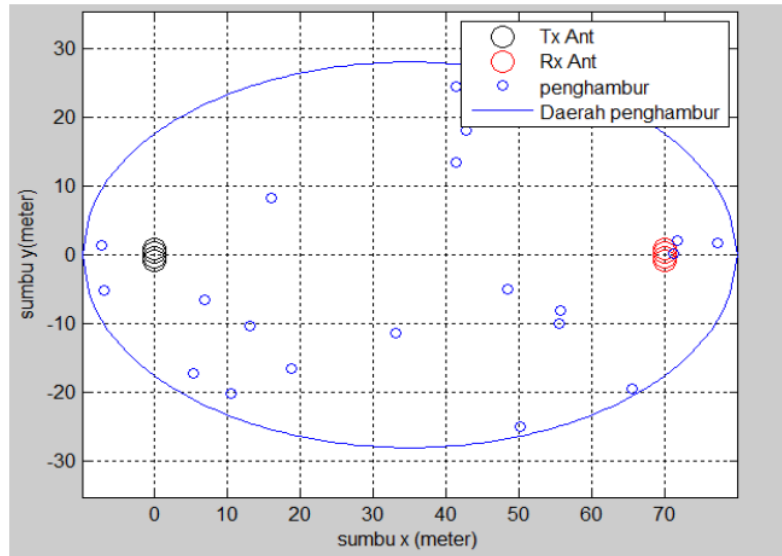
1. Analisis pengaruh bentuk kanal
2. Analisis pengaruh skema STBC

3. Analisis peningkatan pendekatan GLRT terhadap ketidakpastian noise
4. Analisis keuntungan dan kerugian pendekatan GLRT

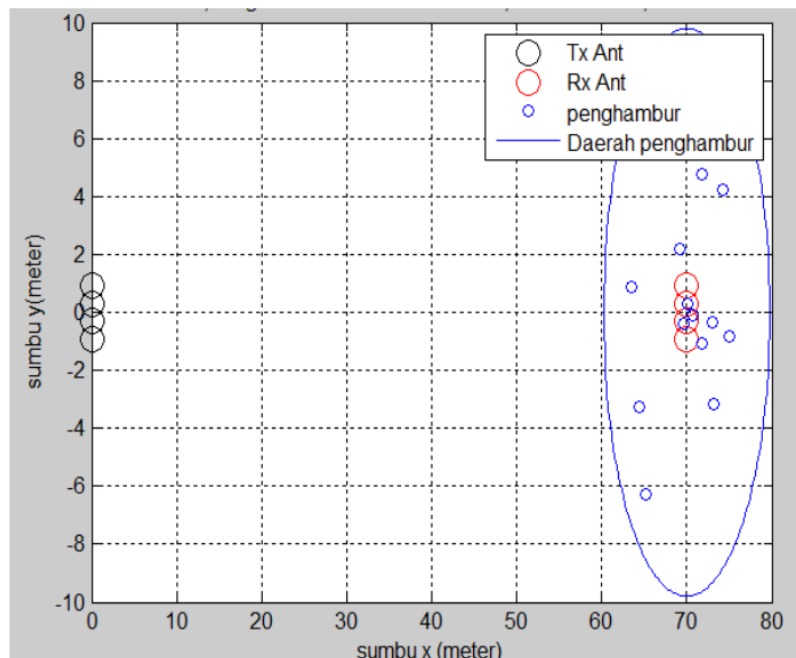
Beberapa pengaruh diatas akan diwakili dengan gambar kurva ROC. Karena kurva ini digunakan untuk melihat kualitas algoritma spektrum sensing [7].

4.1 Analisis berdasarkan pengaruh bentuk kanal

Estimasi kanal GBSB memiliki perbedaan karakter. Kanal GBSB sirkular adalah model untuk area suburban dan area terbuka Sementara kanal GBSB Ellips adalah model dari area urban sesuai dengan [14] Seperti gambar berikut:

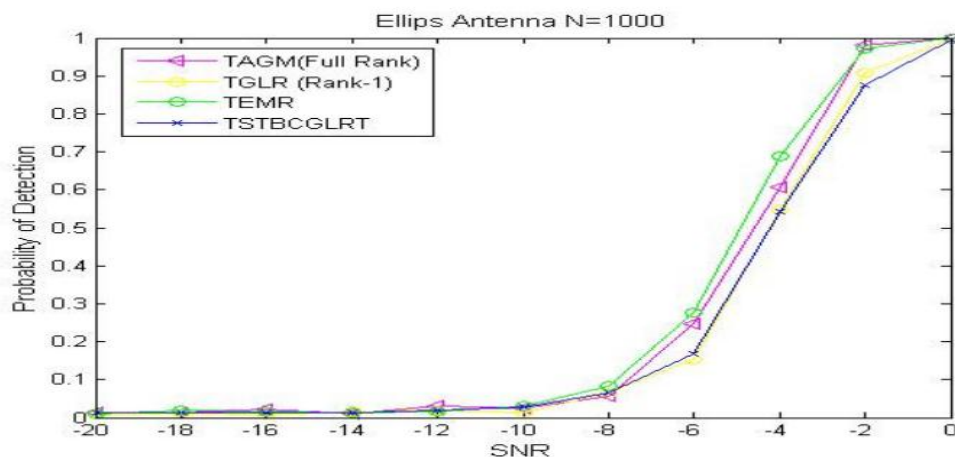


Gambar (2). Model Kanal Ellips

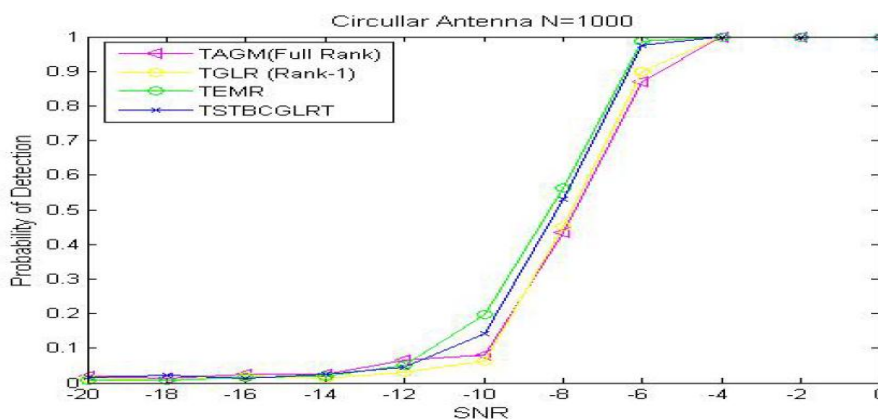


Gambar (3). Model Kanal Sirkular

Gambar hasil kurva ROC Simulasi seperti berikut:



Gambar (4). Kurva ROC ketika menggunakan kanal GBSB Ellips



Gambar (5). Kurva ROC ketika menggunakan kanal GBSB Sirkular

Gambar (4) dan (5) menunjukkan kanal Sirkular menunjukkan perbedaan yang sangat signifikan berbanding terbalik dengan kanal ellips.

Tabel 2 Perbandingan Kanal Sirkular

Tabel Hasil Perbandingan Kanal Sirkular				
SNR	Nilai Pd Pada kanal Sirkular			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-8	0.42	0.45	0.55	0.5
-6	0.8	0.82	0.92	0.99

Tabel 3 Perbandingan Kanal Ellips

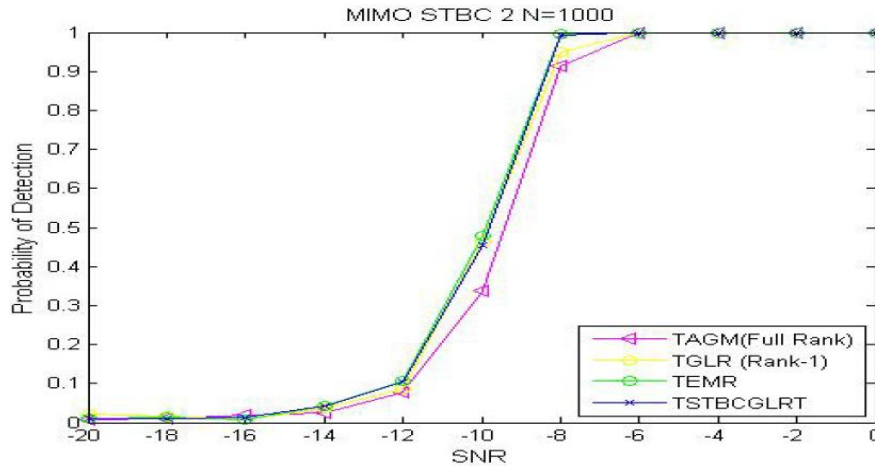
Tabel Hasil Perbandingan Kanal Ellips				
SNR	Nilai Pd Pada kanal Ellips			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-4	0.6	0.56	0.52	0.6
-2	0.98	0.86	0.9	0.98

Kurva ROC lebih baik ketika menggunakan kanal GBSB sirkular. Ini disebabkan karena korelasi kanal sirkular memiliki sifat highly correlation. Sedangkan kanal ellips bersifat *partially correlated* [17].

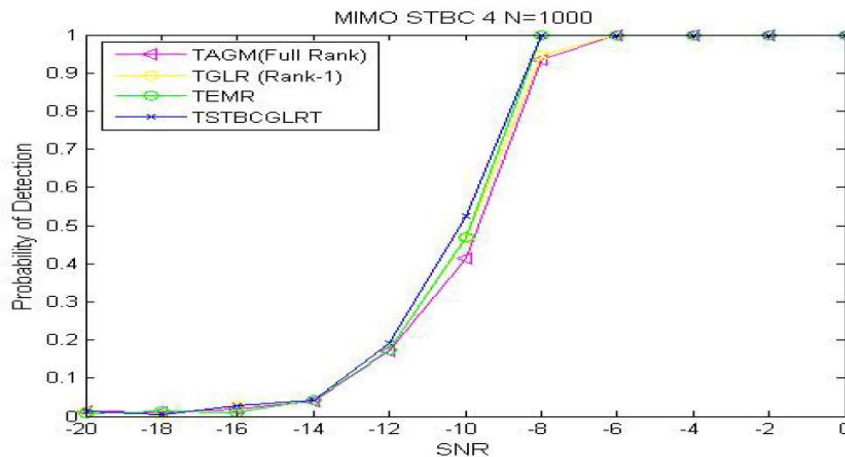
Kanal sirkular memiliki korelasi yang tinggi disebabkan oleh bentuknya. Dimana antenna pengirim tidak terkena gangguan dari scattering. Sementara, kanal ellips mempunyai bentuk dimana antenna penerima dan pengirim terkena gangguan oleh scattering seperti [14]. Oleh karena itu kanal GBSB sirkular mempunyai hasil lebih baik.

4.2 Analisis pengaruh skema STBC

Pada penelitian ini, mekanisme MIMO STBC digunakan 2 dan 4 antenna. Bentuk matriks digunakan berdasarkan dengan persamaan [17]. Pengaruh mekanisme MIMO STBC ditentukan menurut tabel (1). Gambar (6) dan (7) merupakan hasil simulasi menggunakan mekanisme MIMO STBC 2 dan 4. Hasil ditunjukkan dalam bentuk kurva ROC:



Gambar (6). Kurva ROC Mekanisme MIMO STBC 2



Gambar (7). Kurva ROC Mekanisme MIMO STBC 4

Gambar (4) dan (5) menunjukkan perubahan di kurva ROC dengan perubahan tertinggi adalah skema mekanisme MIMO 4. Sesuai gambar (4) hasil diakumulasikan berdasarkan tabel berikut:

Tabel 4 Hasil Perbandingan MIMO 2

Tabel Hasil Perbandingan MIMO 2				
SNR	Nilai Pd Pada MIMO 2			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-10	0.35	0.45	0.5	0.5
-8	0.9	0.92	1	1

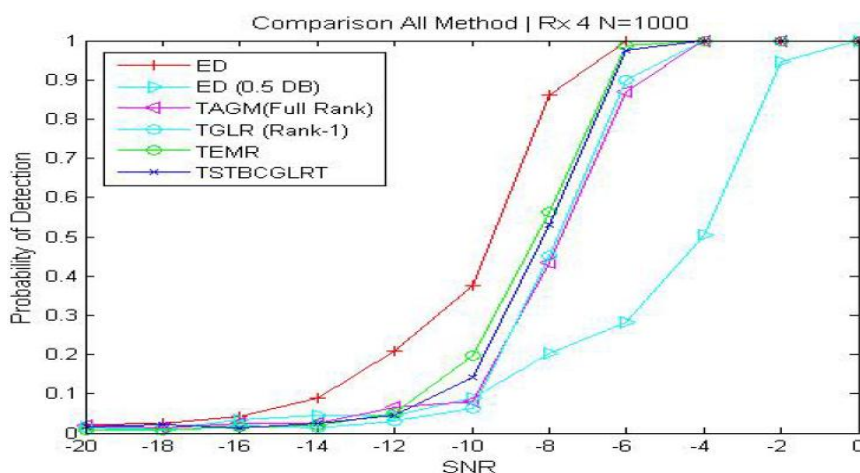
Tabel 5 Hasil Perbandingan MIMO 4

Tabel Hasil Perbandingan MIMO 4				
SNR	Nilai Pd Pada kanal Ellips			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-10	0.4	0.51	0.59	0.52
-8	0.92	0.93	1	1

Ini terjadi karena jumlah dari sifat dan bentuk karakteristik MIMO berbeda seperti pada penelitian sebelumnya [14]. Oleh karena itu, dengan menggunakan mekanisme MIMO 4 membuat detektor lebih baik dari MIMO 2. Untuk menunjukkan bagaimana detektor MIMO 4. Untuk menunjukkan mengapa menggunakan detektor MIMO 4 membuat detektor mudah mendeteksi ditunjukkan di rasio kovariansi matriks di penelitian [14].

4.3 Analisis Peningkatan pendekatan GLRT terhadap ketidakpastian noise

Sesuai dengan penjelasan sebelumnya di bab 2. Pendekatan GLRT adalah metode yang tahan terhadap ketidakpastian noise. Sementara *energy detection* (ED) adalah metode yang tidak dapat digunakan ketika kondisi ketidakpastian noise. Berikut gambar (6) merupakan hasil simulasi



Gambar (8). Perbandingan kurva ROC ketika menggunakan antenna Rx = 4

Seperti gambar (8) (ED 0.5) adalah ED, ketika terkena ketidakpastian noise di 0.5dB. Dengan asumsi semua metode GLRT juga terdapat ketidakpastian noise sebesar 0.5 dB. Peneliti menggunakan STBC sebagai PU, GBSB sebagai kanal yang terdistribusi Rayleigh [14] dan terakhir diatur Pfa sebesar 0.01. Kita mengambil contoh dari gambar (8). Ada banyak metode-metode pendekatan GLRT yang dibandingkan dengan ED (0.5 dB) Seperti pada tabel berikut:

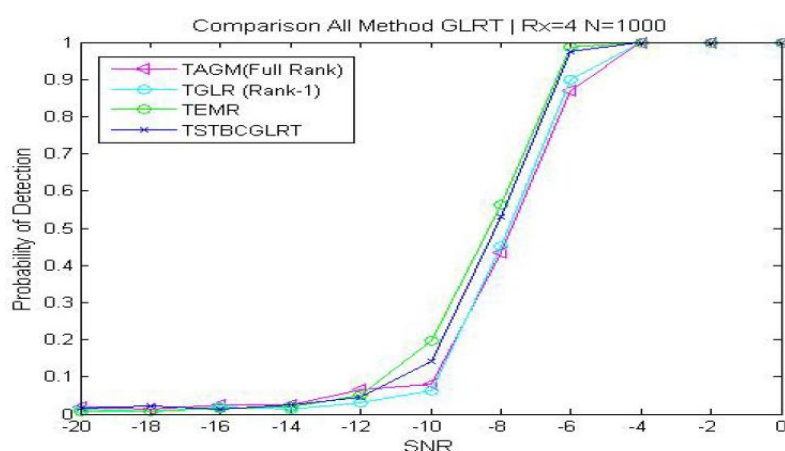
Tabel 6 Hasil Perbandingan ED (0.5 dB) dan GLRT

Hasil Perbandingan ED (0.5 dB) dan GLRT		
SNR	Nilai Pd	
	Metode ED	Metode GLRT
-8	0.2	0.5
-6	0,3	0.9

ED dapat dipastikan sulit bekerja di kondisi ketidakpastian noise. Sementara pendekatan GLRT tidak berpengaruh terhadap ketidakpastian noise. Hal ini terjadi karena pendekatan GLRT menggunakan korelasi antara sinyal. Oleh karena itu, metode ini dapat membedakan sinyal dari latar belakang noise [5].

4.4 Analisis Pendekatan GLRT terhadap keunggulan dan kerugian

Dalam Penelitian ini ada 4 algoritma seperti :TAGM,TGLR,TEMR dan terakhir adalah TSTBCGLRT. Semua algoritma merupakan penurunan dari metode pendekatan GLRT. Penjelasan keempat metode tersebut ada di bab 2. TAGM diturunkan dari [8]. TGLR [9], TEMR [10], TSTBCGLRT [12]. Keempat algoritma ini mempunyai kelemahan dan kelebihan masing masing. Sesuai gambar [8] hasil simulasi akan menunjukkan kelebihan dan kelemahan masing-masing di setiap algoritmanya.



Gambar (9). Kurva ROC perbandingan semua metode GLRT untuk $R_x = 4$

Di gambar (9) dapat dilihat diperbedaannya. Untuk contoh di gambar (8) diperlihatkan pada tabel berikut:

Tabel 7. Hasil Perbandingan Semua Metode GLRT

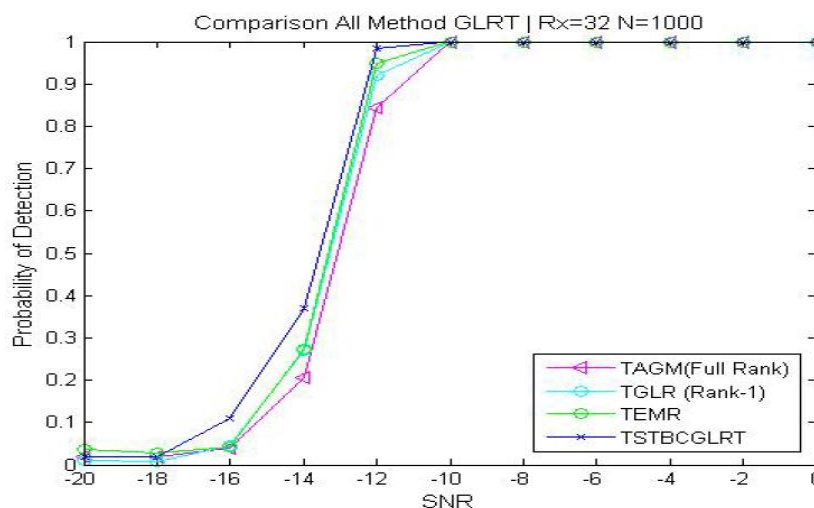
Tabel Hasil Perbandingan Semua Metode GLRT				
SNR	Nilai Pd Rx 4			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-8	0.4	0.51	0.59	0.52
-6	0.92	0.93	1	1

Oleh karena itu, didapatkan kesimpulan. Pertama TEMR dan TSBCTGLRT lebih baik dibanding yang lain. Dan terakhir TAGM dan TGLR lebih lemah. TAGM dan TGLR bekerja berdasarkan jumlah rank matriks. TAGM dapat bekerja baik, jika rank dari matriks bersifat Full rank. Jadi, jika tidak diketahui bentuk dari rank matriks TAGM tidak dapat bekerja dengan baik. Sama dengan TGLR, algoritma ini dapat bekerja jika bentuk rank matriks adalah rank-1. Jadi kelemahan dari metode-metode tersebut adalah algoritma harus mengetahui bentuk dari matriks-matriks. Sementara, pada kenyataannya bentuk matriks tidak diketahui.

Algoritma TEMR dan TSBCTGLRT terbaik dari yang lain karena; Pertama TEMR adalah algoritma yang tidak memerlukan bentuk dari matriks sebagai asumsi penurunannya. Itu membuat TEMR lebih baik dari TAGM dan TGLR, Kedua TSTBCGLRT adalah algoritma yang diturunkan dari asumsi STBC sebagai sinyal PU dan menggunakan multiantenna sebagai kanalnya.

Ini berarti TSTBCGLRT adalah algoritma yang lebih baik dari TEMR, TAGM dan TGLR. Karena, algoritma ini sangat cocok dengan STBC. Tapi di gambar (8) hasilnya lebih mendekati sama

Kasus gambar (8) disebabkan karena menggunakan $R_x = 4$ banyak data sedikit. TEMR diturunkan dengan asumsi menggunakan sedikit multiantenna [10]. Tetapi, jika menggunakan banyak multiantenna seperti gambar (10). Dapat dilihat perbedaannya.



Gambar (10). Kurva ROC perbandingan semua metode GLRT untuk $R_x = 32$

Seperti gambar (10) algoritma terbaik adalah TSTBCGLRT. Dilihat dari Tabel berikut:

Tabel 8. Hasil Perbandingan Semua Metode GLRT

Tabel Hasil Perbandingan Semua Metode GLRT				
SNR	Nilai Pd Rx 32			
	TAGM	TGLR	TSTBCGLRT	TEMR
-14	0.3	0.3	0.59	0.52
-12	0.4	0.31	0.95	0.99

Itu terjadi karena, TSTBCGLRT diturunkan sangat cocok dengan asumsi pada penelitian ini. Sementara, TEMR digunakan ketika mekanisme menggunakan multiantenna yang lebih sedikit. Oleh karena itu TSTBCGLRT paling baik diantara yang lain.

5. KESIMPULAN

Banyaknya penurunan metode menggunakan pendekatan GLRT membuat peneliti harus melihat kinerja dari masing-masing metode. Metode algoritma yang digunakan adalah TAGM, TGLR, TEMR dan TSTBCGLRT. Digunakan beberapa parameter yang digunakan untuk melihat hasil kinerja.

Hasil Simulasi menunjukkan, pertama TSTBCGLRT merupakan algoritma yang paling baik digunakan karena asumsi penurunan sangat cocok dengan kondisi penelitian, kedua TEMR juga baik digunakan pada kondisi penelitian tersebut karena menggunakan asumsi penurunan yang tidak memperdulikan bentuk dari rank matriks

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. M. M. D. Cabric and R. W. Brodersen, "Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios." in Proc. Asilomar Conf. Signals, Syst. Computers, Pacific Grove, CA, Nov. 2004.
- [2] A. Sahai and D. Cabric, "Spectrum sensing: Fundamental limits and practical challenges." in Proc. IEEE Int. Symp. New Frontiers DySPAN (Tutorial), Baltimore, MD, Nov. 2005.
- [3] W. A. Gardner, "Signal interception: A unifying theoretical framework for feature detection." Proc. IEEE, vol. 55, no. 4, Aug. 1988.
- [4] A. Gasemi and E. S. Sousa, "Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments." in Proc. IEEE Int. Symposium New Frontiers Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), Baltimore, MD, Nov. 2005.
- [5] Y. Zeng and Y. C. Liang, "Spectrum-sensing algorithms for cognitive radio based on statistical covariances." IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 58, no. 4, May 2009.
- [6] —, "Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio." IEEE Trans. Commun., vol. 57, no. 6, Jun. 2009.
- [7] S. M. Kay, "Fundamentals of statistical signal processing: Detection theory." Vol- 2 Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall,, 1998.
- [8] Y. C. L. T. J. Lim, R. Zhang and Y. H. Zeng, "GLRT-based spectrum sensing for cognitive radio." in Proc. IEEE GLOBECOM, New Orleans, LA, USA, Dec. 2008.
- [9] N. H. P. Wang, J. Fang and H. Li, "Multiantenna-assisted spectrum sensing for cognitive radio." IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 59, no. 4, May 2010.
- [10] K. L. H. C. S. Lei Huang, Jun Fang and H. Li, "An eigenvalue-momentratio approach to blind spectrum sensing for cognitive radio under sample-starving environment." IEEE Trans. vehicular., vol. 64,no. 8,, August 2015.
- [11] A. S.M, "A simple transmit diversity technique for wireless communications." IEEE Journal on Selected Areas in Communications 16 (8): 1451-1458. Doi: 10.1109/49.730453, October 1998.
- [12] E. Axell and E. G. Larsson, "Eigenvalue-based spectrum sensing of orthogonal space-time block coded signals." IEEE Trans. Signal., vol. 60, no. 12, Dec. 2012.
- [13] J. Liberti and T. Rappaport, "A geometrically based model for line-of-sight multipath radio channels." in Proc. IEEE Veh. Tech. Conf., Spring 1996, August.
- [14] M. H. Widiyanto, "Spectrum sensing based on covariance matrix incognitive radio." Telkom University Tugas Akhir, Juni, 2015.
- [15] www.rabbit.com, "An introduction to wi-fi." Digi Internation pp:18, 2007-2008.
- [16] T. Rapaport, "Wireless communication: Principles and practice." Prentice Hall , 1st Edition, 1999.
- [17] F. Y. Suratman, "Kombinasi space time block coding dan eigenbeamforming untuk sistem komunikasi wireless." Thesis ITB, STEI, 2006.
- [18] F. Jondral, "Software-defined radio basic and evolution to cognitive radio." EURASIP J. Wireless Communication and Networking, 2005.