

SIMULASI DAN ANALISA ALGORITMA SPECTRUM SENSING MENGGUNAKAN HIDDEN MARKOV MODEL UNTUK APLIKASI COGNITIVE RADIO

Hardian Kokoh Pambudi¹, Heroe Wijanto², Jondri³

¹Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Abstrak

Dunia telekomunikasi berkembang begitu pesat, terutama untuk komunikasi nirkabel. Namun, salah satu yang menjadi penghambat perkembangan tersebut adalah terbatasnya alokasi frekuensi yang dapat dipakai. Padahal, jika diteliti lebih lanjut, penggunaan frekuensi saat ini masih belum efektif dan efisien, khususnya untuk waktu tertentu. Dalam cognitive radio, alokasi frekuensi bersifat dinamis. Oleh karena itu, komponen paling penting dari teknologi cognitive radio adalah spectrum sensing, yaitu kemampuan merasakan dan mendeteksi adanya penggunaan dalam frekuensi tertentu.

Dalam tugas akhir ini akan disimulasikan algoritma spectrum sensing dengan menggunakan Hidden Markov Model (HMM). Tugas akhir ini diawali dengan pembangkitan sinyal dengan menggunakan software MATLAB R2009a. Sinyal yang dibangkitkan pada spektrum 1900 MHz. Setelah dibangkitkan sinyal akan dicuplik dan dikuantisasi kedalam 5 dan 10 level. Keluaran dari hasil kuantisasi adalah pola power spectrum density (PSD) yang diamati pada frekuensi yang berbeda. Setelah itu, dari hasil HMM training dan perhitungan forward variable, akan dilakukan deteksi dari variabel - variabel yang ada. Pola inilah yang menjadi dasar pengambilan keputusan penggunaan frekuensi pada cognitive radio.

Hasil dari simulasi program dapat disimpulkan bahwa metode Hidden Markov Model (HMM) dapat digunakan untuk algoritma spectrum sensing yaitu dengan akurasi 88.73%. Selain itu, metode HMM juga handal ketika diujikan dengan berbagai skenario yang berbeda. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian dan pengembangan lebih lanjut untuk memaksimalkan kinerja metode HMM untuk algoritma spectrum sensing.

Kata Kunci : cognitive radio, spectrum sensing, power spectrum density (PSD), Hidden Markov Model (HMM)

Telkom
University

Abstract

Telecommunication world growth so rapidly, especially for wireless communication. However, one of which is the bottleneck of these developments is the limited allocation of frequencies that can be used. In fact, if researched further, the frequency of use is still not effective and efficient, especially for a certain time. In cognitive radio, frequency allocation is dynamic. Therefore, the most important component of cognitive radio technology is spectrum sensing, the ability to sense and detect the frequency of use incertain.

In this final project will be simulated spectrum sensing algorithms using hidden markov model (HMM). This final project begins with the generation of a signal by using the software MATLAB R2009a. Signal generated at 1900 MHz spectrum. Having raised and the quantized signal will be sampled into 5 and 10 levels. The output of the quantization result is a pattern of power spectrum density (PSD) were observed at different frequencies. After that, the results of HMM training and the calculation of the forward variable, will be the detection of the variables - variables that exist. The pattern is the basis for decision making in cognitive radio.

The results of the simulation program can be concluded that the method of hidden markov model (HMM) can be used for spectrum sensing algorithms with 88.73% accuracy. In addition, the HMM method is also reliable when tested with a variety of different scenarios. Therefore, needs to be done further research and development to maximize the performance of the HMM method for spectrum sensing algorithms.

Keywords : cognitive radio, spectrum sensing, power spectrum density (PSD), Hidden Markov Model (HMM).

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebutuhan masyarakat akan sarana telekomunikasi yang handal dan murah terus berkembang, khususnya pada komunikasi nirkabel atau *wireless*. Selain itu, jenis informasi yang dapat ditransmisikan juga mulai bergeser dari komunikasi suara menuju data dan multimedia. Sehingga dibutuhkan media komunikasi *wireless* yang menjamin informasi dapat ditransmisikan dengan baik. Salah satunya adalah kebutuhan bandwidth yang lebar untuk menghasilkan *bitrate* yang tinggi.

Namun perkembangan tersebut ternyata menimbulkan permasalahan baru, yaitu terbatasnya spektrum frekuensi yang dapat digunakan. Alokasi frekuensi yang saat ini masih statis tidak dapat mengakomodasi kebutuhan *bandwidth* yang lebar. Oleh karena itu, kebutuhan akan teknik pengaturan alokasi frekuensi yang dinamis mutlak diperlukan. Teknik tersebut harus dapat mengatur penggunaan frekuensi yang efektif dan efisien.

Dari sekian banyak jenis teknologi, sistem komunikasi bergerak termasuk teknologi yang paling cepat perkembangannya. Peristiwa ini dapat terlihat dari generasi awal komunikasi bergerak hingga mencapai generasi terkini. Hal ini dapat terjadi karena semakin bertambahnya pengguna layanan komunikasi ini. Selain itu, jenis layanan yang semakin berkembang, yang mana membutuhkan akses dengan kecepatan data yang tinggi juga turut menjadi pendukung meningkatnya jumlah trafik pada masa sekarang dan masa depan. Dikarenakan jumlah trafik yang akan terus meningkat, maka para operator telekomunikasi harus berusaha untuk memperbesar kapasitas jaringan agar dapat melayani sekian banyak pelanggan yang terus bertambah. Di samping itu, para operator juga harus meningkatkan kualitas layanan mereka dalam hal penerimaan sinyal agar pengguna layanan telekomunikasi dapat tetap menikmati layanan yang ada dengan penuh kepuasan. Oleh karena itu, teknologi *cognitive radio* bisa menjadi solusi dari permasalahan tersebut.

Cognitive radio pada prinsipnya mendeteksi *band* frekuensi yang kosong pada tempat dan waktu tertentu. Setelah spektrum band tertentu dideteksi, maka band frekuensi yang kosong bisa digunakan untuk mentransmisikan informasi yang lain. Sehingga teknologi ini memungkinkan penggunaan sumber daya frekuensi lebih efisien. Oleh karena itu, *cognitive radio* akan cocok untuk dikembangkan.

1.2 Rumusan Masalah

Masalah yang diteliti dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana kinerja algoritma *spectrum sensing* dengan menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM) band frekuensi 1900 MHz.
- b. Bagaimana letak *spectrum occupancy* berdasarkan perubahan waktu.

1.3 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah:

- a. Menganalisa kinerja algoritma *spectrum sensing* dengan menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM) pada band frekuensi 1900 MHz.
- b. Menunjukkan lokasi *spectrum occupancy* berdasarkan perubahan waktu.

1.4 Batasan Masalah

Batasan dari masalah yang dibahas dalam tugas akhir ini adalah:

- a. Simulasi yang digunakan menggunakan *software* MATLAB R2009a
- b. Spektrum frekuensi yang digunakan 1650 – 2150MHz
- c. Sinyal input merupakan sinyal yang dibangkitkan pada *software* MATLAB R2009a dan tidak dilakukan pengukuran langsung.
- d. Periode *sampling* untuk *power spectrum density* (PSD) sinyal adalah 4 detik
- e. Sistem HMM yang digunakan jenis *ergodic* dengan 3 dan 4 *state*.
- f. Sinyal input hanya dikuantisasi kedalam 5 dan 10 level.
- g. Panjang deret pola energi yang dianalisa hanya 3, 6, dan 12 deret energi.
- h. Sistem tidak bisa membedakan antara PSD sinyal informasi dan derau
- i. Sistem diterapkan di penerima
- j. Sinyal tidak memperhitungkan *noise fading*

1.5 Metodologi Penelitian

Dalam pelaksanaan penelitian, metode yang dilakukan menggunakan pendekatan simulasi dengan menggunakan bantuan *software* MATLAB R2009a. Adapun langkah-langkah penelitian antara lain:

- a. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan dengan mempelajari literatur-literatur yang berkaitan dengan *cognitive radio* dan *spectrum sensing*. Selain itu, dilakukan studi yang

mendalam mengenai teori, jenis, permasalahan, serta solusi dari permasalahan dari *Hidden Markov Model* (HMM).

b. **Pemodelan dan Perancangan Algoritma**

Perancangan algoritma *spectrum sensing* akan menggunakan bahasa pemrograman MATLAB R2009a. Untuk bisa merancang dalam bahasa tersebut, maka terlebih dahulu algoritma dimodelkan ke dalam blok-blok, meliputi pembangkitan sinyal, *sampling* dan kuantisasi, HMM *training* dan perhitungan variabel *forward*, sehingga memudahkan dalam menuliskan bahasa pemrogramannya.

c. **Simulasi Algoritma**

Algoritma yang telah disusun selanjutnya akan disimulasikani dengan beberapa skenario, antara lain dengan membedakan jumlah *state*, jumlah level kuantisasi, serta panjang pola deret energi. Selain itu, setiap skenario tersebut dijalankan dalam waktu 40 menit untuk *training* dan 10 menit untuk pengujian.

d. **Analisa Hasil Simulasi**

Setelah pengujian dilakukan, dilakukan analisa untuk mengetahui pengaruh variabel-variabel bebas seperti jumlah *state*, jumlah level kuantisasi, serta panjang pola deret enrgi terhadap tingkat akurasi sistem. Selain itu, akurasi keseluruhan dari sistem akan dibandingkan dengan metode deteksi energi.

I.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penelitian yang digunakan dalam tugas akhir ini yaitu:

BAB I Pendahuluan

Pada bagian ini berisi latar belakang, tujuan dan manfaat penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, metodologi penelitian, hipotesis, dan sistematika penulisan.

BAB II Dasar Teori

Pada bagian ini berisi penjelasan mengenai konsep dasar *cognitive radio*, *spectrum sensing*, serta berisi juga penjelasan mengenai hidden markov model.

BAB III Perancangan dan Simulasi Sistem

Pada bagian ini akan dijelaskan tahap-tahap penyusunan algoritma *spectrum sensing* menggunakan hidden markov model.

BAB IV Analisis Hasil Simulasi

Pada bab ini akan dijelaskan analisis terhadap hasil simulasi algoritma *spectrum sensing* menggunakan hidden markov model.

BAB V Penutup

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian tugas akhir yang dibuat ini, beserta saran untuk pengembangan lebih lanjut.



BAB IV ANALISIS HASIL SIMULASI

4.1 Hasil Pengolahan Data

4.1.1 Hasil Perhitungan Nilai Ambang Batas

Klasifikasi data diawali dengan membangkitkan sinyal sehingga diperoleh 6 (enam) deret data yang berupa *power spectral density* (PSD) terkuantisasi pada masing-masing frekuensi. Data ini kemudian dikumpulkan dan dilakukan perhitungan untuk menentukan nilai variansi (σ_s) dan rata-rata (μ_s) dari seluruh data yang ada.

Dalam tugas akhir ini terdapat 2 (skenario) kerja berdasarkan kuantisasi sinyal. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa pada proses kuantisasi, sinyal input dikuantisasi menjadi 5 level dan 10 level sinyal. Perbedaan inilah yang dianalisa pada penjelasan berikutnya.

Persamaan penentuan nilai ambang batas adalah sebagai berikut

$$Th_s = Q^{-1}(Pfa)\sigma_s + \mu_s \tag{4.1}$$

Dari proses perhitungan, didapatkan nilai ambang batas (threshold) untuk keempat skenario yang dijelaskan pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Nilai Ambang Batas

Level Kuantisasi	Nilai Ambang Batas
5 Level	3.0576
10 Level	5.5226

Pada sistem HMM terdapat dua proses, yaitu proses pemodelan dan pengenalan. Pada proses pemodelan, dibuat suatu model HMM untuk tiap jenis klasifikasi. Artinya, jika tujuan dari tugas akhir ini adalah mengetahui kondisi kanal, apakah terduduki atau tidak, maka akan ada 2 (dua) model HMM. Pada proses pengenalan, deretan observasi dari data *testing* yang akan dikenali, dilewatkan pada model-model HMM yang sudah tersimpan. Untuk setiap model HMM akan dihitung peluang bahwa setiap kondisi yang akan dikenali itu benar dibangkitkan oleh model HMM tersebut dan model HMM dengan peluang terbesar akan dipilih sebagai model yang dianggap menghasilkan kondisi spektrum kanal tersebut.

4.1.2 Hasil Training HMM

Proses *training* menghasilkan nilai parameter HMM (λ) yang terdiri dari matriks probabilitas transisi (A), matriks probabilitas emisi (B), dan matriks probabilitas nilai awal *state* (π). Nilai probabilitas initial awal *state* dan matriks probabilitas transisi dari masing-masing pemodelan diatas dapat dilihat pada tabel 1.

Nilai parameter-parameter HMM untuk HMM 3 *state* dengan 10 level kuantisasi ditampilkan dalam tabel dibawah ini. Untuk nilai-nilai parameter yang lain akan dilampirkan pada lembar lampiran.

Kondisi Kanal	π	A	B
Terduduki	$\pi=[$ 0.0072 0.7388 0.2640]	A=[0.0115 0.9715 0.0170 0.0171 0.9689 0.0140 7.3.10-4 0.0425 0.9568]	B=[0.0489 0.6005 0.3506 0.0477 0.8582 0.0941 3.68.10-4 0.0558 0.9441]
Tidak Terduduki	$\pi =$ [0.0735 0.9239 0.0036]	A=[0.0611 0.9293 0.0096 0.0957 0.8998 0.0045 0.2035 0.7936 0.0029]	B =[0.1499 0.8135 0.0366 0.2140 0.7815 0.0046 0.2870 0.5006 0.2125]

Tabel. 4.2 Nilai π dan A HMM 3 *state* untuk 10 level kuantisasi

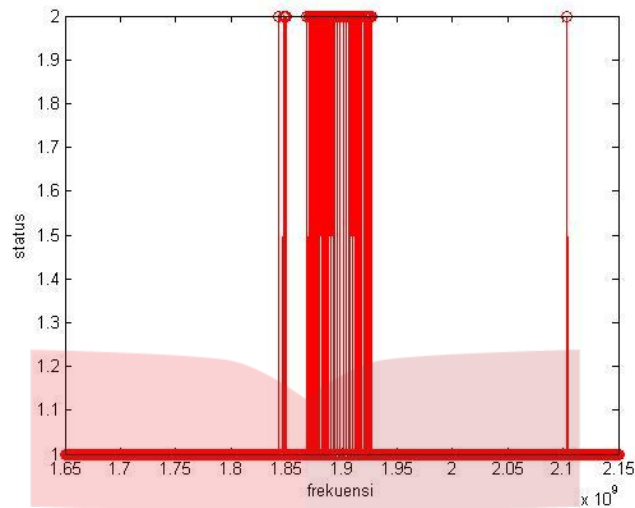
Setelah P_i , A , B , dan observasi diketahui, observasi PSD terkuantisasi yang akan dikenali itu dibuatkan suatu model HMM. Satu jenis kondisi kanal akan menghasilkan 1 model HMM.

4.2 Hasil Keluaran Sistem

Sistem pendeteksian *spectrum occupancy* dengan metode HMM ini akan diujikan dengan data *testing* yang telah disiapkan. Data *testing* dibangkitkan secara *real time*, dengan basaran-besaran yang *random*. Dengan data uji tersebut, akan diukur berapa akurasi yang dihasilkan oleh sistem pendeteksian. Berikut penjelasan hasil keluaran sistem algoritma *spectrum sensing* menggunakan HMM.

4.2.1 Hasil Keluaran Sistem Berdasarkan Jumlah State

Hasil keluaran sistem berupa status kanal pada domain frekuensi. Hasil tersebut disajikan dalam grafik yang menunjukkan status kanal, apakah terduduki atau tidak. Grafik untuk HMM 3 *state* dapat dilihat pada Gambar 4.1.



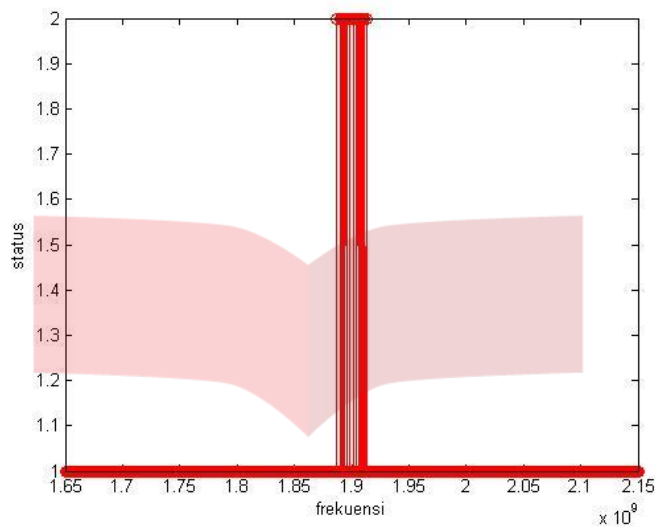
Gambar 4.1 Grafik Keluaran HMM 3 State

Pada grafik diatas, sumbu horizontal menyatakan spektrum frekuensi sedangkan sumbu vertikal menyatakan status kanal. Angka dua (2) pada sumbu vertikal menyatakan status kanal terduduki oleh primay user sedangkan angka satu (1) menyatakan kanal sedang tidak terduduki. Jika diamati, pada spektrum frekuensi antara 1.65 – 1.93 GHz sebagian besar berwarna merah atau bernilai dua. Artinya, pada rentang frekuensi tersebut, terdapat *primary user* yang sedang menggunakan kanal frekuensi untuk mentransmisikan informasi. Hal ini dapat dipahami mengingat pada perancangan awal, sinyal yang dibangkitkan berada pada rentang frekuensi tersebut.

Berdasarkan grafik tersebut pula diketahui bahwa pada frekuensi 2.1 GHZ, terdapat beberapa kanal frekuensi yang terduduki. Hal ini dapat dilihat dari grafik yang pada frekuensi tersebut berwarna merah. Jika dilihat berdasarkan sinyal yang dibangkitkan pada awal perancangan, kejadian ini dapat disimpulkan sebagai kesalahan deteksi. Pada frekuensi tersebut, status kanal seharusnya bernilai satu atau tidak terduduki, namun sistem algoritma HMM mendeteksi bahwa kanal tersebut terduduki.

Hasil keluaran sistem menggunakan *state* dapat dilihat pada Gambar 4.2. Pada grafik tersebut, dapat terlihat bahwa band frekuensi yang dideteksi terduduki oleh sistem HMM lebih kecil jika dibandingkan dengan HMM dengan 3 *state*. Sistem HMM dengan 4 *state* mendeteksi bahwa kanal terduduki berada pada rentang 1.88 – 1.91 GHz. Rentang ini lebih sempit jika dibandingkan dengan HMM 3 *state*. Namun pada HMM 4 *state*, hampir tidak ditemukan pencilan kanal yang seharusnya tidak terduduki, namun

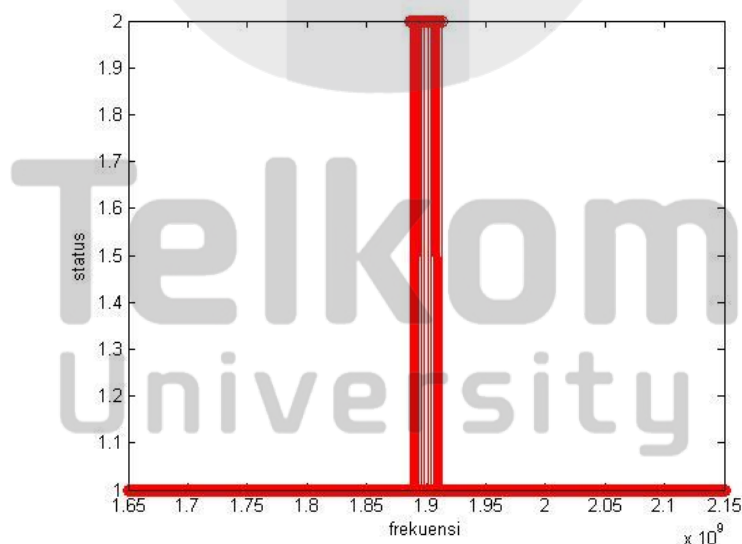
dinyatakan terduduki seperti yang terjadi pada HMM *state*. Hal ini dapat dilihat dengan tidak adanya kanal pada frekuensi tepi yang berwarna merah, atau bernilai dua.



Gambar 4.2 Grafik Keluaran HMM 4 State

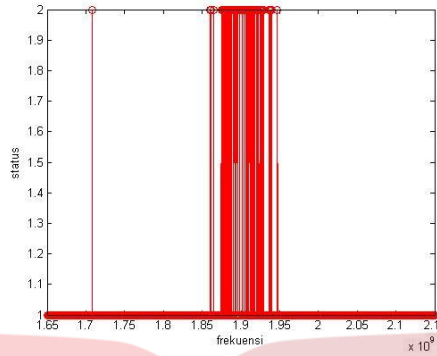
4.2.2 Hasil Keluaran Sistem Berdasarkan Jumlah Level Kuantisasi

Selain berdasarkan perbedaan jumlah *state* yang digunakan, sistem *spectrum sensing* menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM) ini juga dibedakan berdasarkan jumlah level kuantisasi dari *power spectral density* (PSD) dari sinyal masukan, yaitu 5 dan 10 level kuantisasi. Gambar 4.3 adalah grafik HMM dengan 5 level kuantisasi.



Gambar 4.3 Grafik Keluaran HMM 5 Level

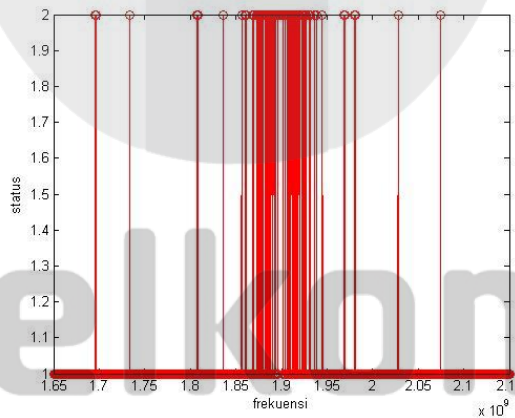
Sedangkan untuk grafik hasil keluaran HMM dengan PSD terkuantisasi 10 level disajikan dalam Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Grafik Keluaran HMM 10 Level\

Jika dibandingkan antara Gambar 4.3 dan Gambar 4.4, dapat dilihat perbedaan hasil keluaran antara HMM dengan PSD terkuantisasi 5 dan 10 level. Pada HMM 5 level kuantisasi, rentang yang dinyatakan terduduki berada pada 1.88 – 1.91 Ghz, sedangkan pada 10 level, jumlah kanal yang dinyatakan terduduki oleh sistem lebih banyak. Namun, pada HMM 10 level kuantisasi, terdapat kesalahan deteksi, yaitu pada frekuensi 1.71 GHz. Pada frekuensi tersebut, kanal yang seharusnya tidak terduduki oleh sistem dinyatakan terduduki oleh *primary user*.

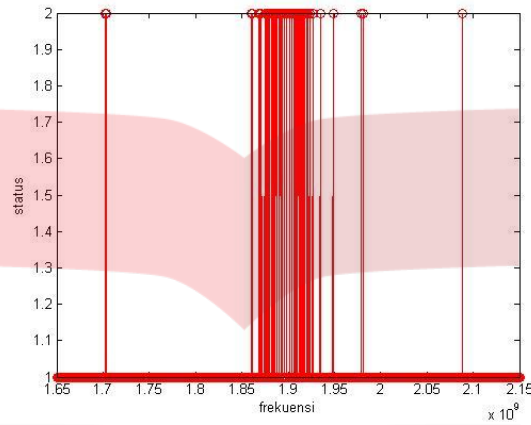
4.2.3 Hasil Keluaran Sistem Berdasarkan Panjang Pola Deret Energi



Gambar 4.5 Grafik Keluaran HMM 3 Deret

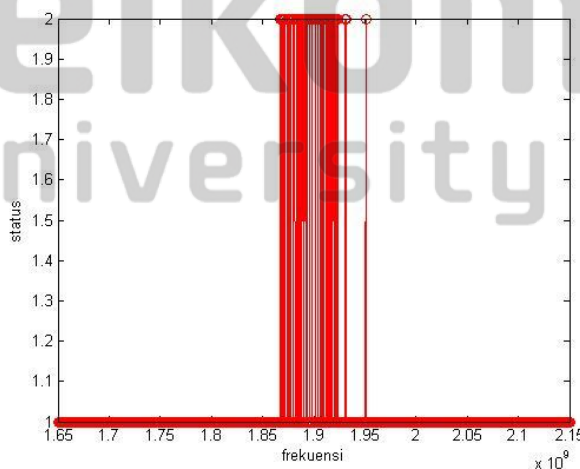
PSD dari sinyal masukan pada setiap kanal frekuensi disampling setiap waktu tertentu. PSD yang tersampling tersebut disimpan terlebih dahulu sampai panjang tertentu hingga dimunculkan keputusan apakah kanal terduduki atau tidak. Panjang pola deret energi tersebut sangat mempengaruhi kinerja algoritma *spectrum sensing* menggunakan HMM. Dalam tugas akhir ini, sistem akan dibatasi dengan panjang deret

sebesar 3, 6, dan 12 nilai PSD tiap kanal untuk menghasilkan keputusan status kanal baru. Gambar 4.5 merupakan grafik keluaran HMM dengan 3 deret nilai PSD. Sedangkan Gambar 4.6 merupakan grafik keluaran sistem algoritma HMM dengan 6 deret PSD tiap kanalnya



Gambar 4.6 Grafik Keluaran HMM 6 Deret

Jika dibandingkan antara kedua grafik tersebut, hasil keluaran HMM dengan 3 deret sinyal lebih banyak menunjukkan adanya kanal yang erduduki. Sedangkan pada grafik HMM dengan 6 deret PSD, kanal terduduki lebih berpusat antara rentang frekuensi 1.85 – 1.95 GHz. Kesalahan deteksi hanya terdapat di beberapa frekuensi, antara lain 1.7, 1.98, dan 2.1 GHz. Hasil yang lebih mendekati sebenarnya terlihat pada grafik keluaran HMM dengan 12 deret PSD sinyal. Kanal terduduki berpusat di rentang frekuensi tengah dan tidak terlalu banyak kesalahan deteksi di frekuensi tepi. Namun, pada frekuensi 1.9 GHz yang seharusnya kanal terduduki, sistem mendeteksi kanal tidak terduduki.



Gambar 4.7 Grafik Keluaran HMM 12 Deret

4.3 Analisa Keandalan Sistem

Pada bagian ini, akan dianalisa pengaruh beberapa variabel bebas pada sistem, antara lain jumlah *state*, jumlah level kuantisasi, dan panjang pola deret energi terhadap variabel terikat sistem, yaitu tingkat akurasi sistem. Analisa tersebut dilakukan pada dua kondisi yang berbeda. Kondisi pertama saat nilai matriks probabilitas distribusi simbol observasi (*B*) awal bernilai *random*. Sedangkan kondisi kedua saat nilai matriks *B* awal sudah ditentukan (*default*). Adapun matriks *B* awal yang sudah ditentukan dapat dilihat pada Tabel 4.3

Tabel. 4.3 Nilai B Awal

Kondisi Kanal	B
3 State	$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
4 State	$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

Penentuan nilai matriks probabilitas distribusi simbol observasi (*B*) awal diatas didasarkan pada asumsi bahwa untuk simbol-simbol yang bernilai kecil, maka akan ditempatkan pada *state* yang kecil pula. Begitu pula untuk nilai observasi yang besar, akan ditempatkan pada *state* yang bernilai besar pula. Sehingga, dengan pemetaan seperti aturan diatas, lebih meningkatkan ketepatan dan keakuratan dalam memetakan simbol observasi ke *state*. Berikut analisa lengkap yang didasarkan pada hasil simulasi yang telah dilakukan.

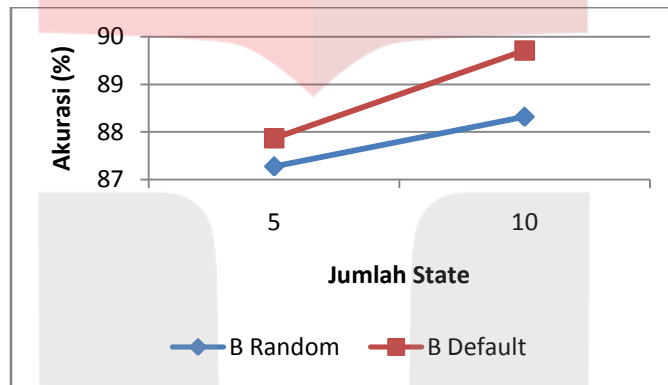
4.3.1 Pengaruh Jumlah State Terhadap Keakuratan Sistem

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa jumlah *state* sangat mempengaruhi hasil keluaran sistem. Hal ini dapat dilihat dari perbedaan grafik keluaran antara HMM 3 *state* dan HMM 4 *state*. Terdapat pola sebaran data keluaran yang berbeda antara kedua skenario tersebut. Dalam Tabel 4.4 dapat dilihat pengaruh jumlah *state* terhadap keakuratan sistem.

Tabel. 4.4 Keakuratan Sistem Terhadap Jumlah State

Nilai B	Jumlah State	Tingkat Akurasi (%)
Random	3	87.28
	4	88.32
Default	3	87.87
	4	89.71

Jika disajikan dalam bentuk grafik perubahan akurasi terhadap jumlah *state*, maka tampilannya dapat dilihat pada Gambar 4.8



Gambar 4.8 Grafik Keakuratan Sistem Terhadap Jumlah State

Berdasarkan tabel dan grafik diatas, dapat diketahui bahwa HMM dengan 4 *state* menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan HMM 3 *state*. Hal ini disebabkan HMM 4 *state* mempunyai peluang likelihood yang lebih tinggi daripada peluang likelihood HMM 3 *state*. sehingga, HMM 4 *state* memetakan simbol observasi lebih tepat ke *state-state* yang tersedia. banyaknya *state* juga berpengaruh kepada pilihan yang semakin beragam sehingga kemungkinan salah penempatan dari simbol observasi ke *state* semakin kecil.

Namun, perlu dipahami bahwa dalam tugas akhir ini hanya disimulasikan HMM dengan 3 dan 4 *state*. Untuk pengaruh jumlah *state* yang lain terhadap tingkat akurasi sistem masih perlu diteliti lebih lanjut.

Untuk pengaruh nilai matriks probabilitas simbol observasi awal (*B*), nilai *B* yang sudah ditentukan di awal perancangan menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan nilai matriks *B random*. Hal ini menguatkan asumsi awal bahwa untuk simbol-simbol yang bernilai kecil, maka akan ditempatkan pada *state* yang kecil pula. Begitu pula untuk nilai observasi yang besar, akan ditempatkan pada *state* yang

bernilai besar pula. Sehingga, dengan pemetaan seperti aturan diatas, lebih meningkatkan ketepatan dan keakuratan dalam memetakan simbol observasi ke *state*. Pengaruh nilai matriks *B* dapat diamati pada analisa berikutnya.

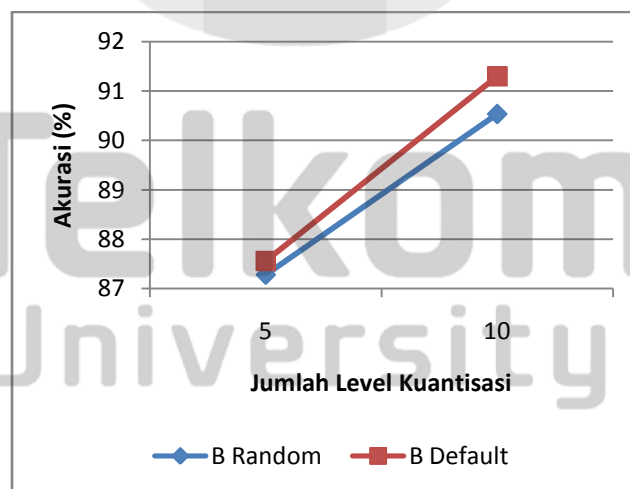
4.3.2 Pengaruh Jumlah Level Kuantisasi Terhadap Keakuratan Sistem

Selain jumlah level, variabel bebas pada sisitem algoritma *spectrum sensing* menggunakan HMM yang berpengaruh terhadap tingkat akurasi sistem adalah jumlah level kuantisasi dari PSD sinyal masukan. Banyaknya level kuantisasi menyatakan banyaknya simbol observasi pada sistem HMM. Tabel tingkat akurasi sistem jika ditinjau dari perbedaan jumlah level kuantisasi sinyal masukan adalah Tabel 4.5

Tabel. 4.5 Keakuratan Sistem Terhadap Jumlah Level Kuantisasi

Nilai B	Jumlah Level Kuantisasi	Tingkat Akurasi (%)
Random	5	87.28
	10	90.53
Default	5	87.56
	10	91.3

Sedangkan tingkat akurasi sistem yang ditinjau dari jumlah level kuantisasi sinyal masukan dalam bentuk grafik dapat dilihat pada gambar 4.9



Gambar 4.9 Grafik Keakuratan Sistem Terhadap Jumlah Level Kuantisasi

Berdasarkan hasil simulasi, dapat disimpulkan bahwa HMM dengan 10 level kuantisasi menghasilkan keakuratan yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan 5 level

kuantisasi. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa simbol observasi menyatakan banyaknya ciri pada pola tertentu yang dapat dikenali oleh sistem HMM. Oleh karena itu, semakin banyak level kuantisasi, sistem akan semakin akurat dalam mendeteksi pola-pola tertentu.

Pada bagian ini, HMM dengan matriks B awal yang terlebih dulu ditentukan juga mempunyai tingkat akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan nilai B awal yang random. Hal ini semakin memperkuat asumsi awal dan kesimpulan pada bagian sebelumnya.

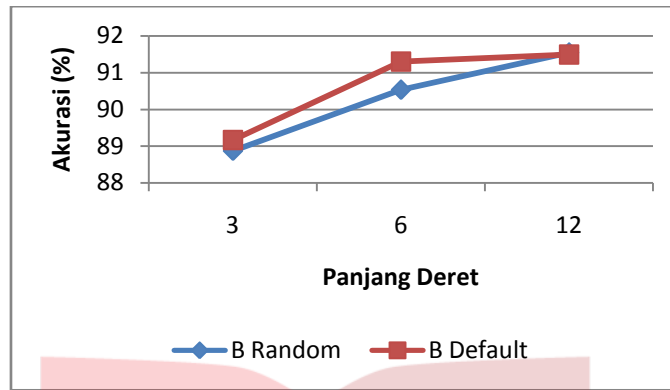
4.3.3 Pengaruh Panjang Pola Deret Energi Terhadap Keakuratan Sistem

Variabel bebas terakhir yang dianalisa pengaruhnya terhadap tingkat akurasi sistem adalah panjang pola deret energi. Panjang inilah yang dianggap sebagai satu pola tertentu oleh sistem HMM. Sehingga panjang pola deret energi sangat berpengaruh terhadap nilai akurasi sistem. Tabel 4.6 merupakan tabel tingkat akurasi sistem jika ditinjau dari panjang deret energinya. Pada analisa ini juga masih digunakan dua nilai matriks B awal yang berbeda, yaitu nilai *random* dan *default*.

Tabel. 4.6 Keakuratan Sistem Terhadap Panjang Deret

Nilai B	Panjang Deret	Tingkat Akurasi (%)
Random	3	88.87
	6	90.53
	12	91.54
Default	3	89.17
	6	91.30
	12	91.44

Sedangkan untuk gambar grafik, dapat dilihat pada Gambar 4.10. Berdasarkan hasil yang didapat, dapat diambil kesimpulan bahwa semakin panjang pola deret energi sinyal, semakin akurat hasil yang didapatkan. Hal ini disebabkan jika semakin panjang deret energi, pola yang tersimpan semakin identik, sehingga sistem HMM akan lebih mudah mengenali deret tertentu. Berbeda jika deret hanya terdiri dari 3 sinyal, maka pola yang tersimpan akan mirip satu sama lain sehingga kesalahan deteksi kemungkinan akan semakin besar.



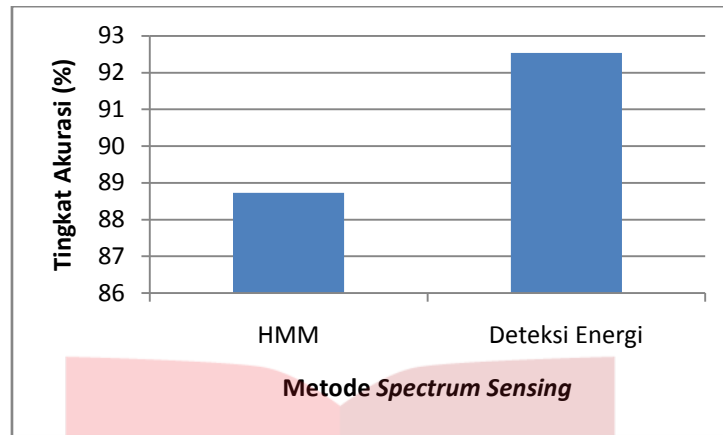
Gambar 4.10 Grafik Keakuratan Sistem Terhadap Panjang Deret

Dalam bagian ini pula nilai B awal yang telah ditentukan sebelum perancangan menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan nilai B random. Oleh karena itu, untuk menghasilkan akurasi yang tinggi pada sistem pengenalan menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM), perlu dikenali terlebih dulu karakteristik kerja sistem sehingga dalam penentuan nilai parameter – parameter awal sudah mendekati nilai parameter HMM yang sebenarnya.

4.3.4 Tingkat Akurasi Akumulasi

Dari hasil pengujian dengan data *testing* yang telah diujicobakan secara *realtime* dan melewati proses yang telah dibahas pada sub bab-sub bab sebelumnya, maka deteksi kondisi kanal dapat dilihat dari pola perubahan energi yang berubah terhadap waktu pada spektrum frekuensi tertentu. Namun, tingkat akurasi sistem dalam mengenali pola-pola tertentu sangat dipengaruhi oleh variabel – variabel dari sistem HMM tersebut. Selain itu, penentuan nilai parameter awal HMM (λ) juga mempengaruhi tingginya nilai akurasi tersebut. Berdasarkan hasil simulasi yang telah dilakukan, nilai akurasi rata-rata sistem deteksi *spectrum occupancy* menggunakan HMM adalah 88.73 %.

Jika hasil ini dibandingkan dengan sistem *spectrum sensing* yang sudah dikenal dan paling banyak digunakan, yaitu metode deteksi energi, didapatkan tingkat akurasi metode deteksi energi lebih tinggi jika dibandingkan dengan menggunakan HMM, yaitu 92,54%. Hasil ini menyimpang dari teori-teori yang didapatkan penulis yang menyatakan bahwa metode deteksi energi memiliki tingkat akurasi yang rendah. Pada Gambar 4.11 dapat dilihat bagaimana perbandingan tingkat akurasi algoritma HMM dengan metode deteksi energi.



Gambar 4.11 Diagram Perbandingan Akurasi HMM dan Deteksi Energi

Perbedaan hasil simulasi dengan teori yang didapat sebelumnya mengenai tingkat akurasi algoritma *spectrum sensing* menggunakan HMM dan deteksi energi disebabkan karena kurang idealnya sinyal masukan. Jika diamati lebih lanjut, karakteristik sinyal yang memiliki perbedaan tingkat energi yang kecil antara sinyal informasi dan *noise* menyebabkan metode prediksi pola seperti HMM memiliki akurasi lebih kecil jika dibandingkan dengan metode rekognisi yang berbasis nilai ambang batas atau threshold. Sehingga, jika diinginkan akurasi yang lebih tinggi pada algoritma HMM, diperlukan karakteristik sinyal masukan yang mempunyai perbedaan daya antara informasi dan derau yang cukup besar.

Selain itu, dalam tugas akhir ini, simulasi dan analisa algoritma *spectrum sensing* menggunakan *Hidden Markov Model* (HMM) dibatasi oleh skenario-skenario yang terlebih dulu ditentukan sebelum proses perancangan. Hal ini memungkinkan penerapan algoritma HMM kurang ideal untuk pengenalan status kanal. Oleh karena itu, perlu diteliti lebih lanjut mengenai model HMM yang cocok untuk rekognisi status kanal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Yucek, Tefvik Arslan, Huseyin 200. *Paper: A Survey of Spectrum Sensing Algorithms for Cognitive Radio Applications*. IEEE Communications Survey & Tutorials Vol. 11 No.1 First Quarter 2009.
- [2] Chen, Zhe. Hu, Zhen, Qiu, Robert C. 2009. *Paper: Quickest Spectrum Detection Using Hidden Markov Model for Cognitive Radio*. Tennessee Technological University. Tidak diterbitkan
- [3] Rabiner, L. R. & Juang, B. H. 1986. *Introduction to Hidden Markov Models*. IEEE ASP Magazine.
- [4] Rabiner, L. R. 1989. *A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition*. Proceedings of the IEEE, 77 No.2
- [5] Ghosh, Chittabrata Agrawal, Dharma P. 2008. *Paper: Markov Chain Existence and Hidden Markov Models in Spectrum Sensing*. Tidak diterbitkan.
- [6] Budiharjo, Adityas Febrian. 2006. *Desain dan Simulasi RSA dan Identifikasi Kanal pada TDCS untuk Aplikasi Cognitive Radio*. Institut Teknologi Telkom: Tidak diterbitkan.
- [7] Roza, Innayah Nurlia. 2011. *Pengukuran dan Analisa Spectrum Occupancy pada Band Frekuensi GSM Menggunakan Metode Deteksi Energi untuk Aplikasi Cognitive Radio*. Institut Teknologi Telkom: Tidak diterbitkan.
- [8] Dewi, Puspasari. 2007. *Pendeteksian Awal Penyakit Jantung dengan Metode Hidden Markov Model (HMM)*. Institut Teknologi Telkom: Tidak diterbitkan.
- [9] Haryanto, Toto. 2007. *Hidden Markov Model (HMM) dan Pengenalan Pola*. Institut Pertanian Bogor: Tidak diterbitkan.
- [9] Benitez, Miguel Lopez. 2008. *Spatial Duty Cycle for Cognitive Radio*. Spain.