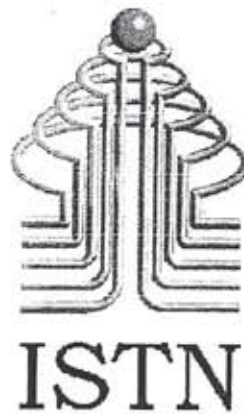


**PENGLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS  
ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN WAVELET**

**THESIS**

*Diajukan Untuk Memenuhi  
Persyaratan Kurikulum Magister Teknik Elektro  
Program Pasca Sarjana  
Institut Sains Dan Teknologi Nasional  
Jakarta*



**ARIMAN  
99528206**

**PROGRAM PASCA SARJANA  
MAGISTER TEKNIK ELEKTRO  
SPECIALISASI ELEKTRONIKA TELEKOMUNIKASI  
INSTITUT SAIN DAN TEKNOLOGI NASIONAL  
JAKARTA  
2008**

**PENGLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS  
ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN WAVELET**

**THESIS**

*Diajukan Untuk Memenuhi  
Persyaratan Kurikulum Magister Teknik Elektro  
Program Pasca Sarjana  
Institut Sains Dan Teknologi Nasional  
Jakarta*

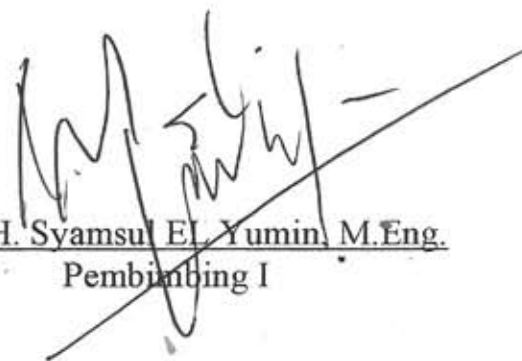



Disusun Oleh :

Nama : A R I M A N  
Nomor Pokok : 99528206  
Konsentrasi : ELEKTRONIKA  
TELEKOMUNIKASI

Jakarta, 18 Februari 2008

Disetujui oleh :

  
DR. Ir. H. Syamsul El. Yumin, M.Eng.  
Pembimbing I

  
Ir. H. Mufti Gafar, M.Eng.Sc.  
Pembimbing II

# THESIS

Dipersiapkan dan disusun oleh :

ARIMAN

No.Pok: 99528206

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji  
Pada hari : Rabu, 20 Februari 2008

Susunan Dewan Penguji :


Ketua : DR. Ir. H. Syamsul EL Yumin, M. Eng.

Anggota : Ir. H. Mufti Gafar, M.Eng.Sc.

DR. Ir. Taswanda Taryo, M.Sc.

Ir. H.M. Hamdani, M.Eng.Sc

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
Untuk memperoleh gelar Magister Teknik Elektro  
Jakarta, 20 Februari 2008

  
DR. Ir. H. Syamsul EL Yumin, M. Eng.

Ketua Program Magister Teknik Elektro

## PENGESAHAN

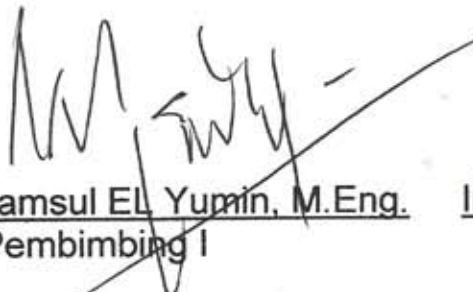
Tesis dengan judul :

**" PENGKLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN DEKOMPOSISI WAVELET "**

dibuat untuk melengkapi persyaratan kurikulum program Magister Bidang Ilmu Teknik Institut Sains dan Teknologi Nasional, guna memperoleh gelar Magister Teknik pada program Pascasarjana Program Studi Teknik Elektro di Institut Sains dan Teknologi Nasional.

Tugas tesis ini dapat disyahkan.

Jakarta, 20 Februari 2008  
Menyetujui,



DR. Ir. H. Syamsul EL Yumin, M.Eng.  
Pembimbing I



Ir. H. Mufti Gafar, M.Eng.Sc.  
Pembimbing II

## PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa tesis dengan judul :

**" PENGKLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN DEKOMPOSISI WAVELET "**

yang dibuat untuk melengkapi sebagian persyaratan untuk menjadi Megister Teknik pada Program Studi Teknik Elektro, Program Pascasarjana, Institut Sains dan Teknologi Nasional, sejauh yang saya ketahui bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari tugas tesis yang sudah dipublikasikan atau pernah digunakan untuk mendapatkan gelar Magister di lingkungan Institut Sains dan Teknologi Nasional, maupun di Perguruan Tinggi atau Instansi manapun, kecuali sebagian dari sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Jakarta, Februari 2008



Ariman

# **PENGLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN DEKOMPOSISI WAVELET**

## **INTISARI**

Dalam sistem komunikasi yang menggunakan jenis modulasi M-PSK, dibutuhkan suatu cara mendapatkan metode yang dapat direalisasikan dari pengelompokan jenis modulasi sinyal tanpa mengetahui detail dari karakteristik sinyal. Penelitian ini merupakan pengembangan dari metode klasifikasi dengan jaringan syaraf tiruan (JST). Metode cara melakukan penelitian ini adalah jaringan syaraf tiruan dilakukan dengan masukan entropi shannon dari dekomposisi wavelet transform dengan maksud membangun kemampuan jaringan yang dapat memisahkan salah satu bagian dari sinyal modulasi M-PSK.. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menunjukkan bagaimana pendekatan wavelet bekerja didalam mengidentifikasi sinyal BPSK dan QPSK di dalam jenis modulasi yang lain dalam keluarga M-PSK. Hasil penelitian yang didapat adalah sangat relevan karena nilai FAR 0 % dan FRR 17 % dan waktu proses 31,49 detik yang mana cukup cepat dalam suatu proses komputasi. Pendekatan wavelet ini kemudian dikombinasikan dengan dua teknik lainnya dari literatur untuk membentuk sistem hibrid yang potensial untuk memperbaiki akurasi klasifikasi untuk jumlah yang besar dari jenis modulasi.

kata kunci : modulasi M-PSK, entropi shannon, wavelet, sinyal BPSK, sinyal QPSK.

## ***The CLASSIFICATION OF PSK DIGITAL MODULATION BASED ON SHANNON ENTROPY USING DECOMPOSITION WAVELET***

### **ABSTRACT**

*In communications system using modulation type of M-PSK, required a way get method able to isn't it from subdividing of modulation type of signal unknowingly detail of characteristic of signal. This research is develop of classification method with artificial neural network ( ANN). Method of way conduct this research is artificial neural network done conducted with entropy input of shannon of decomposition wavelet transform for the purpose of developing ability of network able to dissociate one part of the modulation signal of M-PSK.. The Result of research is expected can show how approach of wavelet work in identifying BPSK signal and QPSK signal in other modulation type in family of M-PSK. The Result of research the got is very relevant because value of FAR 0 % and FRR 17 % and time processed 31,49 second which enough quickly in a computing process. Approach of this wavelet is later; then combined by duo other technique of literature to form system of hybrid the potentially to improve; repair classification accurate for big amount of modulation types.*

*Key word : modulasi M-PSK, entropi shannon, wavelet, sinyal BPSK, sinyal QPSK*

## **PRAKATA**

Alhamdulillah, Segala puji dan syukur kita panjatkan kehadirat ALLAH S.W.T. yang telah memberikan rahmat serta hidayah-Nya, sehingga dengan izin-Nya selesailah tesis ini. Tesis dibuat guna memenuhi syarat di Fakultas Pasca Sarjana Teknik Telekomunikasi, Jurusan Teknik Elektro Institut Sains Dan Teknologi Nasional,

Adapun judul tesis ini adalah :

### **” PENGLASIFIKASIAN MODULASI DIGITAL PSK BERBASIS ENTROPI SHANNON MENGGUNAKAN WAVELET ”**

Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas segala bantuan dan dorongan dalam penulisan proyek akhir ini, terutama kepada :

1. Bapak DR.Ir. H. Syamsul El Yumin, M.Eng, selaku Ketua Pascasarjana Teknik Elektro dan dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan bimbingan dan pengarahan.
2. Bapak Ir.H.Mufti Gafar, M.Eng Sc, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan bimbingan dan pengarahan.
3. Bapak DR.Ir.H.Taswanda Tarjo,MSc & Bapak Ir.H.M.Hamdani, M.Eng.Sc selaku dosen penguji.
4. Bapak Ir.Suyatno Budiharjo dan Bapak Ir. Tasdik Darmana MT yang membantu dalam pembuatan program.
5. Para Staff Program Magister Teknik Elektro Institut Sains dan Teknologi Nasional.
6. Teman-teman Teknik Elektro DIII ISTN : Ir. Iriandi Ilyas, MT, Ir. Harlan Effendi MT , Ir. Sofia Pinardi MT, Ir. H. Heru Abrianto MT, Ir. H.Budihardjo G, MT , Ir. Yafhatul Risma ,Ir. Nizar Rosyidi AS, Ir. Ujang Syarifudin, serta teman-teman lainnya yang selalu memberi semangat.



7. Keluarga G.K. Wanei , terutama Ibu Dra. Geraldine K Wanei, M.Psi, yang telah sangat amat membantu dalam moril maupun materil, serta Ibu Dra. M.M.Tati Juniati dan Bapak Dipl.Ing. Ronald K Wanei.
8. Kedua orang tua ; Ibu & alm Ayah terkasih, kakakku Rinawati, SE,& Idayanti, Spd; serta adikku Ir.Marharita, yang banyak memberikan semangat menyelesaikan kuliah Program S2 ini.
9. My Family, anaku tersayang nan lucu Fathia Syahbani Windari (Bani) dan Istriku tercinta Windiyati yang selalu memberi semangat & motivasi.

Akhir kata penulis berharap apa yang telah ditulis dalam tesis ini dapat memberikan manfaat bagi siapa saja yang membacanya.

Jakarta, Februari, 2008

Penulis



## DAFTAR ISI

<b>ABSTRAKSI</b> .....	i
<b>PRAKATA</b> .....	ii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	iv
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	v
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	viii
<b>DAFTAR SINGKATAN</b> .....	ix
<b>BAB I        PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	3
1.3 Batasan Masalah .....	4
1.4 Tujuan Penelitian .....	4
1.5 Sistematika Pembahasan .....	4
<b>BAB II        TEORI PENDUKUNG</b>	
2.1 Umum .....	6
2.2 Teknik Modulasi M-PSK .....	6
2.3 Pemodelan Kanal .....	8
2.4 Teknik Transformasi Wavelet .....	11
2.5 Sistem Klasifikasi Modulasi Dengan Entropi Shanon	16
2.6 Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation .....	18
<b>BAB III       METODE PENELITIAN</b>	
3.1 Kerangka Pemikiran .....	23
3.2 Tahapan Metode Penelitian .....	23
<b>BAB IV       PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI                   MODULASI</b>	
3.1 Alur kerja .....	28
3.2 Pemodelan Sistem .....	31
3.3 Modul Transmisi .....	35
3.4 Modul Pembangkit Noise .....	36
3.5 Modul Penerima .....	38
<b>BAB V        ANALISIS PERFORMANSI SISTEM</b>	
4.1 Hasil Tahapan Proses.....	44
4.2 Analisis Data Pengujian.....	59
4.3 Penerapan Sistem.....	69
<b>BAB VI       KESIMPULAN DAN SARAN</b>	71
<b>DAFTAR REFERENSI</b> .....	
<b>Curriculum Vitae</b>	
<b>Lampiran</b>	



## DAFTAR GAMBAR

Gbr 2.1	Binary Phase Shift Keying	7
Gbr 2.2	Quadratur Phase Shift Keying	8
Gbr 2.3	Pembangkitan Gelombang Fading Rayleigh	9
Gbr 2.4	Model Kanal Frekwensi Selektif	10
Gbr 2.5	Resolusi dari Wavelet Transform	11
Gbr 2.6	Diagram Pohon Dekomposisi Sinyal	14
Gbr 2.7	Dekomposisi 3 level dari sampel sinyal S (15)	15
Gbr 2.8	Aliran Proses	16
Gbr 2.9	Struktur Neuron Jaringan Syaraf	18
Gbr 2.10	Arsitektur Backpropagation	20
Gbr 3.1	Tahapan Metode Penelitian	24
Gbr.3.2	Flow Chart Perancangan Sistem Klasifikasi Modulasi M-PSK.	27
Gbr 4.1	Alur Kerja Perancangan Sistem Klasifikasi Modulasi	27
Gbr 4.2	Modulasi BPSK	27
Gbr 4.3	Modulasi dilewatkan pada kanal AWGN	28
Gbr 4.4	Data gabungan dengan noise AWGN	28
Gbr 4.5	Komponen Aproksimasi dan Detail	29
Gbr 4.6	Model Software secara Umum	31
Gbr 4.7	Detail dari sistem kernel MDW-JST	31
Gbr 4.8	Detail dari modul Transmission	32
Gbr 4.9	Detail dari modul Identification	33
Gbr 4.10	Detail dari modul Clasification	33
Gbr 4.11	Diagram Alir Proses transmisi	33
Gbr 4.12	Diagram alir Proses proses pembangkitan noise Random	36
Gbr 4.13	Diagram Alir Proses Dekomposisi	38

Gbr 4.14	Diagram Alir Pembangkitan Vektor Ciri	40
Gbr 5.15	Arsitektur Jaringan Backpropagation	41
Gbr 5.1	Sinyal data yang dibangkitkan	43
Gbr 5.2	Sinyal Simbol Data M=2	44
Gbr 5.3	Sinyal Simbol Data M=4	45
Gbr 5.4	Sinyal termodulasi BPSK	45
Gbr 5.5	Spektrum Sinyal termodulasi BPSK	46
Gbr 5.6	Scatterplot Sinyal termodulasi QPSK	46
Gbr 5.7	Noise AWGN = -10dbm	47
Gbr 5.6	Sinyal termodulasi BPSK + Noise	47
Gbr 5.7	Spektrum Sinyal termodulasi + Noise	48
Gbr 5.8	Scatterplot sinyal termodulasi QPSK yang melewati kanal AWGN	49
Gbr 5.9	Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Rayleigh	49
Gbr 5.10	Scatterplot sinyal termodulasi QPSK + Kanal AWGN	50
Gbr 5.11	Spektrum Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Rayleigh	51
Gbr 5.12	Sinyal termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekwensi Selektif	51
Gbr 5.13	Spektrum Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekuensi Selektif.	52
Gbr 5.14	Scatterplot Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekwensi Selektif.	52
Gbr 5.15	Respon Impulse dan Frekwensi Wavelet Haar	53
Gbr 5.16	Response Impulse dan Frekwensi Filter Wavelet Daubechis 3	54
Gbr 5.17	Response Impulse dan frekwensi Filter wavelet Daubechis 15	54
Gbr 5.18	Response Impulse dan frekwensi Filter Bior 3.1	55

Gbr 5.19	Hasil Dekomposisi Wavelet Paket untuk level = 2	55
Gbr 5.20	Hasil Dekomposisi Wavelet Pada node (1) atau (1,0)	56
Gbr 5.21	Pengaruh level dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe Wavelet haar	59
Gbr 5.22	Pengaruh dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe Wavelet Daubechis 3	59
Gbr 5.23	Pengaruh level dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe Wavelet Biorthogonal 3.1	60
Gbr 5.24	Pengaruh panjang sampel sinyal (LSP) yang berbeda	61
Gbr 5.25	Pengaruh Level dekomposisi untuk Tipe Wavelet yang berbeda	62
Gbr 5.26	Pengaruh Level dekomposisi untuk tipe Modulasi yang berbeda	62
Gbr 5.27	Pengaruh Level Noise terhadap Identifikasi	63
Gbr 5.28	Level noise untuk Nilai M yang berbeda	64
Gbr 5.29	Pengaruh level noise untuk level dekomposisi yang berbeda	65
Gbr 5.30	Pengaruh kanal fading frekwensi Selektif	65

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Keluaran Entrophy dengan dekomposisi Level 1	29
Tabel 5.1	Entrophy Shannon M-PSK untuk Level 1 s/d 4	57
Tabel 5.2	Keluaran JST untuk M-PSK yang berbeda	58
Tabel 5.3	Hasil Pengujian Tingkat Pengenalan ,FAR dan FRR	66
Tabel 5.4	Pengaruh Level dekomposisi terhadap running time	68

## DAFTAR SINGKATAN

M-PSK	: M – Phase Shift Keying
PSK	: Phase Shift Keying
JST	: Jaringan Syaraf Tiruan
FM	: Frekwensi Modulasi
FSK	: Frekwensi Shift Keying
PSD	: Pengolah Sinyal Digital
BPSK	: Binary PSK
QPSK	: Quadratur PSK
DWT	: Discrete Wavelet Transform
FAR	: False Acceptance Rate
FRR	: False Rejection Rate
TR	: True Rate
MSE	: Mean Square Error
IFFT	: Inverse Fast Fourier Transform
AWGN	: Adaptive White Gaussian Noise
ANN	: Artificial Neural Network
MDW	: Modulasi Digital dekomposisi Wavelet
DFD	: Data Flow Diagram
GUI	: Grafik User Interface
QFM	: Quadrature Mirror Filter
LPF	: Low Pass Filter
HPF	: High Pass Filter
DFT	: Discrete Fourier Transform



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Ekstraksi informasi dari sinyal termodulasi secara jelas memerlukan pengetahuan yang cukup dari metode modulasi yang diterapkan pada pengirim ketika penerima dirancang untuk memproses jenis modulasi tunggal. Bagaimanapun, penerima multi guna diperlukan yang secara otonomi memilih jenis modulasi yang sesuai untuk mengekstraksi informasi dari sebuah sinyal. Hal ini, untuk mencapai kondisi yang terbaik merupakan proses yang sulit.

Beberapa pendekatan untuk pengenalan tipe sinyal termodulasi telah dibahas dalam beberapa literatur, antara lain adalah :

1. Pendekatan Rapat Spektral Daya, St. Clair [1], dimana digunakan untuk metode analisis tipe sinyal termodulasi dengan pengetahuan yang cukup dalam analisis rapat spektral daya. Fungsi PSD mengkonversi amplitudo dan waktu kedalam magnitudo dan frekuensi. Data frekuensi kemudian digunakan sebagai masukan dari Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Pendekatan ini cukup efektif untuk mengidentifikasi jenis modulasi yang berbasis frekuensi, seperti FM, dan FSK.
2. Pendekatan Analisis Statistik, Azzouz & Nandi [2], dimana menggunakan beberapa parameter termasuk frekuensi pembawa, level daya dan kandungan spektral didalam riset klasifikasi modulasi. Pendekatan ini kurang efektif dalam membedakan tipe keluarga modulasi PSK karena kemampuan JST yang tidak dapat membedakan dengan baik tipe modulasi BPSK dan QPSK. Kebutuhan untuk pengklasifikasi yang lebih baik untuk jenis modulasi PSK dijelaskan pada riset yang dilakukan oleh Dale R Shull dan St.Clair. [3]
3. Pendekatan *Entropy Shannon*, Dale R. Shull [3], dimana menggabungkan analisis waktu dan frekuensi sekaligus dengan

*transformasi* wavelet untuk mengklasifikasi jenis modulasi BPSK dan QPSK yang sulit diklasifikasikan dengan pendekatan analisis statistik maupun pendekatan rapat spektral daya.

Sampai sejauh ini, belum ada satu metode yang dapat mengelompokkan semua sinyal yang secara kontinu meningkat jenis modulasinya. Secara khusus untuk keluarga modulasi yang sulit dilakukan dikelompokkan kedalam keluarga Phase Shift Keying (PSK). Dan sebagai tambahan, akan lebih sulit lagi untuk membedakan antara sinyal sinyal termodulasi M-PSK. Penelitian ini difokuskan pada pengidentifikasian sinyal M-PSK dengan dan tanpa interferer. Penelitian ini mengeksplorasi variasi jenis dari fitur sinyal dengan maksud untuk mendapatkan karakteristik yang dapat digunakan untuk membedakan anggota dari kelas modulasi PSK. Dari jenis yang berbeda dari fitur yang dievaluasi [1],[2], analisis dekomposisi wavelet menghasilkan fitur efektif yang paling banyak. Dekomposisi wavelet telah diterapkan sebagai “*pre-processor*” untuk pengkondisian sinyal data dengan maksud untuk meringkas dan mendapatkan informasi waktu, frekuensi dan fasa.

Transformasi dari sinyal data menggunakan dekomposisi wavelet tidak hanya sendiri dalam mendapatkan sejumlah data yang akan dianalisa, karena perlu secara hati-hati dalam pemilihan keluarga wavelet berkenaan dengan *filter-filter wavelet* yang digunakan. Hal ini terkait dengan informasi yang terkandung didalam sinyal, sehingga proses dekomposisi yang dilakukan tidak membuang ciri dari sinyal yang dianalisa. Karakteristik ini dipilih menggunakan fungsi analisis secara *empiris* berdasarkan pengukuran entropi informasi dari dekomposisi. Parameter entropi dihitung untuk setiap sampel sinyal yang masuk untuk setiap dekomposisi. Kumpulan lengkap dari entropi membentuk vektor input dari JST Propagasi Balik dengan satu *hidden layer* dan keluaran yang terpisah untuk merepresentasikan setiap jenis modulasi.

## 1.2. Perumusan Masalah

Permasalahan dalam mengenali tipe modulasi sinyal adalah:

- Bagaimana dari sekian banyak sistem modulasi digital yang dikembangkan dari modulasi berbasis fasa, sehingga dimungkinkan memodulasi data kedalam M-PSK dengan jumlah fasa diatas 4 fasa.
- Apakah Variasi dan ketidakstabilan dari frekuensi pembawa atau pusat dapat menutupi pergeseran fasa, tanpa pengetahuan tentang frekuensi pembawa dan *error*, maka deteksi perubahan *phase* memerlukan metode dari penguncian *phase* atau sinkronisasi pembawa.
- Mengapa teknik mengklasifikasikan dengan baik jenis modulasi berbasis fasa saat ini, masih terbatasnya kemampuan untuk mengklasifikasikan modulasi fasa hanya sampai pada modulasi BPSK dan QPSK. Sehingga perlu dilakukan penelitian pengembangan untuk mengatasi kekurangan dan kelemahan pada penelitian tersebut.

Atas pertimbangan diatas penulis coba mengajukan dalam thesis ini adalah Pengklasifikasian Modulasi Digital Berbasis Entrophy Shannon Menggunakan Dekomposisi Wavelet , dengan penambahan pada hal-hal sebagai berikut :

1. Penelitian sebelumnya hanya mengklasifikasikan BPSK dan QPSK, sehingga pengembangan ke arah M-ary PSK diperlukan. Untuk  $M=2,4,8,16,32$  dan 64.
2. Pengujian Sistem klasifikasi modulasi pada lingkungan dengan pemodelan kanal belum dilakukan, sehingga memasukkan parameter kanal sangat diperlukan karena pada prakteknya, sinyal termodulasi dilewatkan pada kanal transmisi.
3. Eksplorasi Wavelet terkait dengan parameter wavelet seperti level dekomposisi, variasi jenis wavelet masih diperlukan untuk mendapatkan performansi yang lebih baik.

### **1.3. Batasan Masalah**

Dalam thesis ini, dimana membahas Pengklasifikasian Modulasi Digital khususnya keluarga modulasi M-PSK menggunakan Dekomposisi Wavelet dibatasi dalam hal-hal seperti berikut :

- Identifikasi dilakukan pada modulasi M-ary PSK dengan  $M=2,4,8,16,32,64$
- Performansi Klasifikasi dilakukan diuji pada kondisi tanpa dan dengan interferer serta noise pada kanal transmisi yang berbeda.
- Menggunakan Discrete Wavelet Transformasi ( DWT ) dekomposisi.
- Menggunakan Entrophy Shannon sebagai ekstrasinya
- Sistem diuji dengan variasi jenis modulasi, tipe wavelet, level dekomposisi dan layer JST Backpropagation.

### **1.4. Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian dalam Tesis ini adalah :

1. Mengetahui suatu pendekatan entropi wavelet dalam mengklasifikasi modulasi digital khususnya keluarga M-PSK,
2. Memperoleh dari pendekatan ini identifikasi sinyal untuk mengetahui karakteristik sinyal yang dapat digunakan untuk jaringan syaraf tiruan yang dikembangkan dalam tesis ini.
3. Hasil Keluaran dari penelitian ini adalah seberapa besar tingkat pengenalan jenis modulasi yang digunakan.

### **1.5. Sistematika Pembahasan**

Sistematika pembahasan hasil penelitian dalam thesis ini adalah sebagai berikut :

#### **BAB 1 : PENDAHULUAN**

Pada bab ini diuraikan tentang latar belakang masalah sehingga dilakukan penelitian, pembatasan masalah pada inti persoalan, tujuan penulisan, metodologi penelitian, dan sistematika pembahasan

## **BAB 2 : TEORI PENDUKUNG**

Pada bab ini menyajikan pandangan umum dari teknik modulasi digital, proses dekomposisi sinyal dengan Wavelet, Prinsip Dasar Transformasi , JST , Entropi dan Klasifikasi

## **BAB 3 : PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI MODULASI**

Berisi mengenai alur kerja perancangan sistem klasifikasi modulasi, sistem JST dan implementasinya dengan perangkat lunak, yang dibahas dalam sub program, sub blok diagram, serta diagram alir proses analisa sinyal.

## **BAB 4 : EVALUASI PERFORMANSI**

Berisi mengenai hasil-hasil simulasi dari sistem klasifikasi modulasi yang dinyatakan dalam, tingkat kebenaran klasifikasi dengan FAR, dan FRR, serta MSE.

## **BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN**

Berisi kesimpulan hasil penelitian dan saran-saran terhadap penelitian berikutnya yang berkaitan dengan topik penelitian ini

## BAB II TEORI PENDUKUNG

### 2.1. Umum

Dalam sinyal informasi, terkandung informasi yang terdiri dari frekuensi tinggi dan frekuensi rendah. Keunggulan dari Transformasi wavelet adalah mempunyai kemampuan *multi resolusi* dan mempunyai kesanggupan menguraikan (*decompose*) sinyal informasi ke dalam *multi band* frekuensi.

Disini juga akan menjelaskan pengertian dari transformasi wavelet dan kegunaan dari transformasi ini pada sistem klasifikasi modulasi digital dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

### 2.2. Teknik Modulasi M-PSK

Salah satu teknik modulasi digital yang banyak digunakan adalah modulasi *phase*, untuk *Binary Phase Shift Keying* (BPSK), maka dirumuskan dengan persamaan :

$$S_0(t) = A \cos(\omega t) \quad , \quad \text{untuk menyatakan bit "0"} \quad (2.1)$$

$$S_1(t) = A \cos(\omega t + \pi) \quad , \quad \text{untuk menyatakan bit "1"} \quad (2.2)$$

Untuk *M-ary* PSK, *M phase* yang berbeda diperlukan dan setiap *n* (dimana  $M = 2^n$ ) bit dari deretan bit biner dikodekan sebagai satu sinyal yang ditransmisikan seperti berikut :

$$S_j(t) = A \cos(\omega t + \theta_j) \quad (2.3)$$

dimana  $j = 1, 2, 3, \dots, M$

Jika didefinisikan empat buah sinyal, dengan masing-masing mempunyai perbedaan phase  $90^\circ$  maka diperoleh *Quadrature Phase Shift Keying*

(QPSK). Input deretan bit  $\{d_k\}$ ,  $d_k = 0,1,2,3, \dots$  datang pada input modulator dengan laju  $1/T$  bits/detik dan dipisah ke dalam dua deretan data  $d_I(t)$  dan  $d_Q(t)$  berisi bit ganjil dan bit genap secara berurutan.

$$\begin{aligned}d_I(t) &= d_0, d_2, d_4, \dots \\d_I(t) &= d_0, d_3, d_5, \dots\end{aligned}\tag{2.4}$$

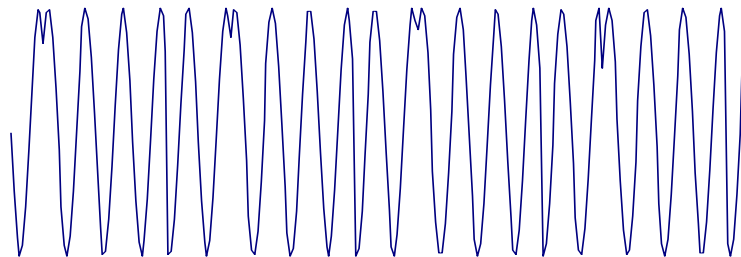
maka sinyal termodulasi QPSK dinyatakan dengan persamaan berikut :

$$s(t) = 1/\sqrt{2}d_I(t).\cos(2\pi ft + \pi/4) + 1/\sqrt{2}d_Q(t).\sin(2\pi ft + \pi/4)\tag{2.5}$$

Dengan identitas trigonometri, persamaan (2.6) ini dapat dituliskan sebagai :

$$s(t) = A\cos[2\pi ft + \pi/4 + \theta(t)]\tag{2.6}$$

Deretan pulsa  $d_I(t)$  dimodulasi dengan fungsi cosinus dengan Amplitudo  $\pm 1$ . Hal ini ekuivalen dengan penggeseran fasa dan fungsi cosinus dengan 0 atau  $\pi$  dan konsekuensinya, hal ini akan menghasilkan gelombang BPSK.

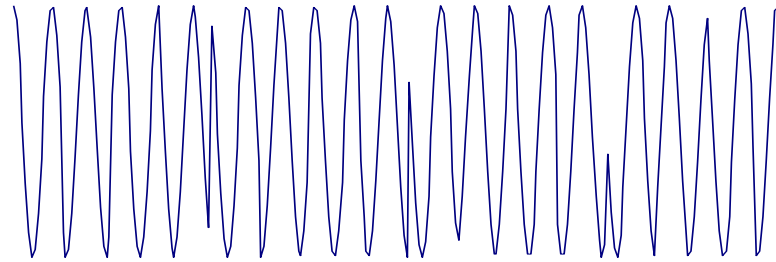


Gambar 2.1 – Binary Phase Shift Keying

Demikian juga dengan  $d_Q(t)$  dimodulasi dengan fungsi sinus, yang menghasilkan gelombang BPSK yang *ortogonal* dengan fungsi cosinus.



Penjumlahan dari dua gelombang *ortogonal* tersebut adalah gelombang QPSK.



Gambar 2.2 – Quadrature Phase Shift Keying

Pada penelitian ini, sistem modulasi M-PSK digunakan untuk memodelkan sinyal termodulasi pada bagian Pengirim. Dan untuk bagian Penerima, dibangkitkan pula jenis-jenis modulasi M-PSK untuk  $M=2,4,8,16,32$  dan 64 sebagai acuan secara lokal untuk selanjutnya diproses untuk dapat mengidentifikasi dan mengelompokkan sinyal termodulasi M-PSK yang diterima. Dengan demikian kapanpun sinyal termodulasi MPSK yang diterima, akan dibandingkan dengan semua jenis modulasi M-PSK acuan.

### 2.3. Pemodelan Kanal

#### 2.3.1. Kanal Gaussian

Model kanal yang paling sering digunakan dalam sistem komunikasi adalah kanal Derau putih Gaussian Aditif (AWGN). Dalam kanal AWGN ini, derau putih Gaussian dengan rata-rata nol ditambahkan pada sinyal yang ditransmisikan  $s(t)$ , sehingga sinyal yang diterima  $r(t)$  dapat direpresentasikan sebagai :

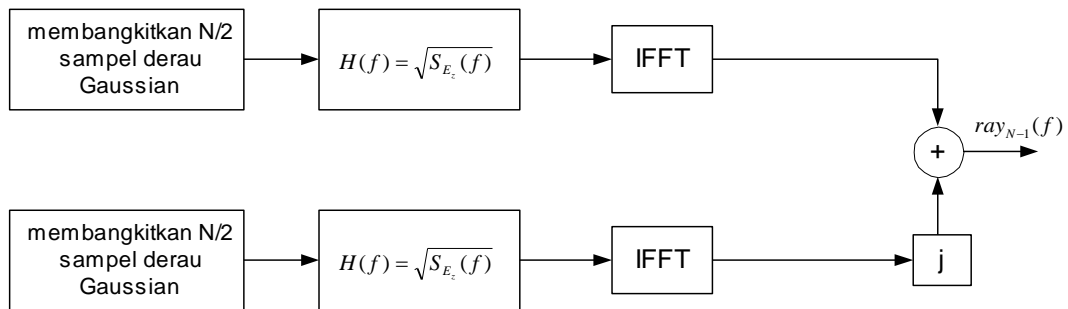
$$r(t) = s(t) + n(t) \quad (2.7)$$

dimana  $n(t)$  adalah derau putih Gaussian rata-rata nol dengan daya  $N_0/2$ .

#### 2.3.2. Kanal Rayleigh

Gambar 2.3, bentuk gelombang Rayleigh  $ray_{N-1}(t)$  dapat dibangkitkan menggunakan model fading Clarke dan Gans's. Gelombang

fading Rayleigh dapat disimulasikan oleh pembangkitan secara bebas sampel derau Gaussian kompleks inphase dan quadrature dan pemfilterannya dengan  $H(f)$  seperti gambar 2.3.  $S_{E_z}(f)$  merupakan spektrum dari filter Doppler. Terutama sekali hal ini telah ditunjukkan bahwa untuk antenna  $\lambda/4$  omni-directional dengan gain 1.5, Spektrum Doppler diberikan oleh :



Gambar 2.3. Pembangkitan Gelombang fading Rayleigh

$$S_{E_z}(f) = \frac{1.5}{\pi f_m \sqrt{1 - \left(\frac{f - f_c}{f_m}\right)^2}} \quad (2.8)$$

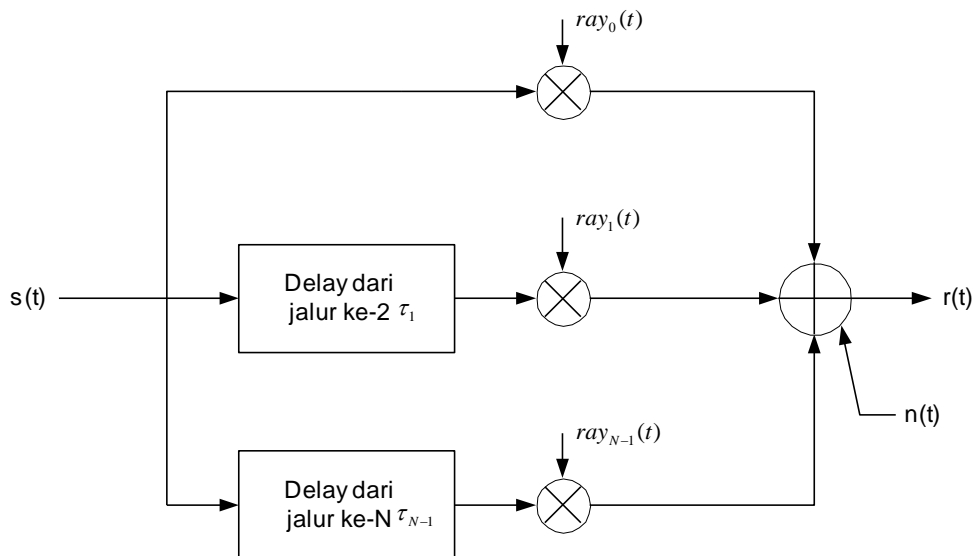
dimana  $f_c$  merupakan frekuensi center dan  $f_m$  merupakan penyebaran Doppler maksimum. Untuk  $f_c$  sama dengan nol dan  $f_m$  diberikan nilai 60 Hz dan 120 Hz. Penjumlahan dari terminasi quadrature dan inphase pada output dari IFFT membentuk gelombang fading Rayleigh kompleks  $ray_{N-1}(t)$ . Bentuk gelombang mempunyai amplituda yang terdistribusi Rayleigh dan phase yang terdistribusi secara uniform dalam interval  $[0, 2\pi]$ . Nilai rms dari selubung ternormalisasi ke satu. Normalisasi ini menjamin bahwa energi sinyal rata-rata tidak berubah ketika dilewatkan melalui simulator kanal. Sinyal kompleks ini ternormalisasi dengan dinotasikan sebagai  $ray_{N-1}(t)$  dalam gambar 2.3. Fading skala yang kecil dapat dimodelkan sebagai distribusi Rayleigh. Sinyal yang diterima diberikan oleh :

$$r(t) = s(t) \cdot ray(t) + n(t) \quad (2.9)$$

Seperti dalam kanal AWGN,  $s(t)$  yang merupakan sinyal yang dikirimkan dan  $n(t)$  merepresentasikan derau Gaussian yang juga masih tetap menggunakan nilai SNR yang sama). Pengaruh dari kanal Rayleigh, flat, slow fading diberikan dengan pengalihan  $ray(t)$ . Ini secara koheren didemodulasi dan sinkronisasi pembawa yang sempurna diasumsikan pada bagian penerima.

### 2.3.3. Kanal fading Frequency selective

*Fading frequency selective* disebabkan oleh delay multipath yang mendekati atau melebihi periode simbol dari simbol yang ditransmisikan  $T_S \leq \sigma_\tau$ . Dalam praktek,  $T_S \leq 10\sigma_\tau$  akan menghasilkan kanal frequency selective yaitu kanal yang mengenalkan interferensi antarsymbol (ISI).



Gambar 2.4. Model kanal Frekuensi Selective

Untuk kanal fading frequency selective, sinyal yang diterima diberikan oleh :

$$r(t) = a_0 ray_0(t) s(t) + a_1 ray_1(t) s(t - \tau) + n(t) \quad (2.10)$$

dimana  $\alpha_0 = 0.707$  dan  $\alpha_1 = 0.707$  dan  $\tau = 0.25T_{S13}$ . Sedangkan  $ray_0(t)$  dan  $ray_1(t)$  mempunyai amplituda terdistribusi rayleigh dan distribusi fasa uniform melalui  $[0, 2\pi]$ . Energi sinyal dalam bentuk yang pertama dan daya dari derau dalam notasi  $n(t)$  menentukan SNR dari sinyal. Komponen sekunder dengan sebuah faktor dari  $\alpha_1$  dan tertunda oleh  $\tau_1$  berkorespondensi dengan bin multipath pertama dengan amplituda yang signifikan.

#### 2.4. Teknik Transformasi Wavelet

Dalam beberapa dekade terakhir ini, analisa dengan wavelet telah menjadi hal yang sangat penting dalam kehidupan manusia dalam melakukan pemrosesan sinyal. Wavelet adalah suatu fungsi yang memenuhi persamaan matematik tertentu untuk merepresentasikan data atau fungsi lain. Pemakaian wavelet yang paling menonjol adalah melakukan kompresi dari suatu sinyal, sehingga dapat menghemat kapasitas kanal komunikasi maupun kapasitas penyimpanan data (*data storage*).

Ide dasar dari wavelet adalah menganalisis suatu fungsi menurut skala. Fungsi wavelet ini memotong-motong data menjadi komponen frekuensi yang berbeda-beda sehingga komponen-komponen tersebut dapat dipelajari dengan menggunakan skala resolusi yang sesuai. Ilustrasi dari resolusi transformasi wavelet dalam domain skala-waktu dibandingkan dengan transformasi Fourier dalam domain frekuensi-waktu dapat dilihat pada gambar 2.5 dibawah ini.



Gambar 2.5 Resolusi dari Wavelet Transform.

Jika suatu sinyal dipandang dari jendela (window) yang besar, maka didapatkan gambaran sinyal yang kasar dan menyeluruh. Sedangkan jika digunakan jendela yang kecil, maka diperoleh gambaran yang sedikit dan lebih mendetil. Tujuan menggunakan analisis wavelet adalah untuk mendapatkan gambaran yang jelas, yaitu gambaran keseluruhan serta detilnya suatu sinyal. Algoritma wavelet akan memproses data pada skala atau resolusi yang berbeda. Sinyal frekuensi rendah mempunyai bandwidth yang sempit, sedangkan sinyal frekuensi tinggi mempunyai bandwidth yang lebar.

Wavelet terdiri dari suatu “keluarga” yang mampu menggambarkan sinyal-sinyal dalam format waktu dan frekuensi yang terlokalisir, yang disebut wavelet induk (*mother wavelet*). Wavelet induk ini dapat dikembangkan menurut sub-sub kelas yang sesuai yang dibedakan berdasarkan angka koefisien dan tingkatan iterasi persamaan yang digunakan.

Untuk mendesain suatu aplikasi khusus dapat dipilih wavelet dengan karakteristik tertentu yang dapat merepresentasikan sinyal secara efisien dengan tetap mempertahankan keaslian sinyal dan menghilangkan informasi-informasi yang berlebihan.

Transformasi Wavelet adalah sebuah teknik baru untuk menganalisis sinyal dalam domain waktu dan frekuensi. Transformasi wavelet merupakan metode aproksimasi dari suatu fungsi  $f(t)$  dengan bantuan lokalisasi waktu-frekuensi. Untuk melakukan aproksimasi dibutuhkan fungsi lain yang berlaku sebagai “jendela” aproksimasi terlokalisir pada interval waktu tertentu. Fungsi tersebut didefinisikan sebagai fungsi  $\Psi$  dengan pembatasan :

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi ( t ) dt = 0 \quad (2.11)$$

Fungsi ini disebut dengan fungsi wavelet atau mother wavelet. Dengan menambahkan dua parameter baru, fungsi tersebut dapat

diskalakan dan digeser sepanjang domain waktu tertentu. Parameter tersebut adalah  $a$  dan  $b$  yang masing-masing disebut parameter dilasi dan translasi. Dengan memasukkan parameter tersebut pada fungsi  $\Psi(t)$  diperoleh :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left[\frac{t-b}{a}\right] \quad (2.12)$$

dengan  $a$  dan  $b$  bilangan riil.

Transformasi wavelet kontinyu (continuous wavelet transform) dari sebuah fungsi  $f(t)$  didefinisikan oleh :

$$W_f(a,b) = |a|^{1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi\left[\frac{t-b}{a}\right] dt \quad (2.13)$$

Transformasi tersebut merupakan *inner product* dari fungsi  $f(t)$  dan  $\Psi_{a,b}$  pada ruang  $L^2$ :

$$W_f(a,b) = \langle f(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle \quad (2.14)$$

Transformasi wavelet dapat dipandang sebagai pemfilteran *high-pass* dari fungsi  $f(t)$ .

Untuk data-data diskrit dibutuhkan transformasi wavelet untuk data-data diskrit. Hal ini diperoleh dengan mencuplik (sampling) nilai  $a$  dan  $b$  dengan  $a = a_0^j$  dan  $b = kab_0$  dimana  $j$  dan  $k$  integer. Dengan demikian persamaan (2.12) dan (2.13) dapat ditulis kembali sebagai berikut :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \Psi(a_0^j t - kb_0) \quad (2.15)$$

$$W_f(j,k) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi(a_0^j t - kb_0) dt \quad (2.16)$$

pemilihan  $a_0$  dan  $b_0$  bergantung pada aplikasi. Dengan mengambil nilai  $a_0 = 2$  dan  $b_0 = 1$ , maka persamaan (2.15) menjadi :

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^j t - k) \quad (2.17)$$

untuk mencapai tujuan lokalisasi waktu-frekuensi, fungsi dapat diekspansi dalam basis orthonormal dari wavelet. Untuk itu diperlukan fungsi tambahan selain fungsi wavelet  $\Psi$  yaitu fungsi skala  $\phi$  (*scaling function*).

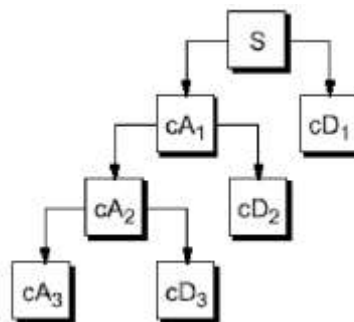
Perkalian dengan fungsi skala dapat dipandang sebagai pemfilteran *low-pass*, seperti persamaan berikut :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^j t - k) \quad (2.18)$$

Dengan sifat penskalaan, wavelet dapat memilah-milah suatu sinyal data berdasarkan komponen frekuensi yang berbeda-beda. Dengan demikian masing-masing bagian dapat dipelajari berdasarkan skala resolusi yang sesuai. Hal ini terjadi karena transformasi wavelet mempunyai resolusi frekuensi yang baik, dimana untuk komponen frekuensi rendah mempunyai durasi yang panjang dan komponen frekuensi tinggi mempunyai durasi yang lebih pendek.

#### 2.4.1. Dekomposisi Multi Level

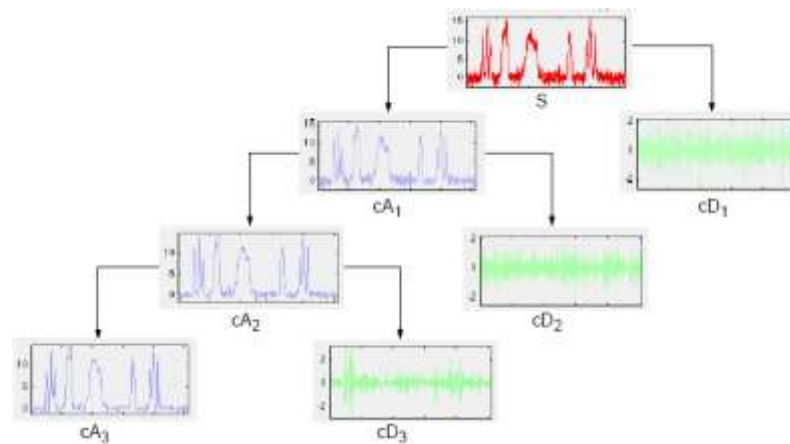
Proses dekomposisi dapat diiterasi, dengan pendekatan *successive* menjadi sinyal terdekomposisi, sehingga satu sinyal dipecah ke dalam beberapa komponen resolusi yang lebih rendah. Ini disebut pohon dekomposisi wavelet.



Gambar 2.6 Diagram pohon dekomposisi sinyal



Dekomposisi wavelet dari sinyal  $s$  dianalisa pada level  $j$  yang mempunyai struktur sebagai berikut :  $[cA_j, cD_j, \dots, cD_1]$  . Dengan memperhatikan pada sinyal pohon dekomposisi wavelet dapat reveal informasi yang ternilai. Diagram dibawah ini menunjukkan dekomposisi wavelet sampai level 3 dari sinyal sampel  $s$ .



Gambar 2.7 Dekomposisi 3 level dari sampel sinyal  $S$  [15]

Sejak proses analisis terjadi secara iteratif, dalam teori ini dapat dilanjutkan secara tidak terbatas. Dalam kenyataannya, dekomposisi dapat hanya sampai vektor terdiri dari sebuah sampel tunggal. Secara normal, bagaimanapun terdapat sedikit atau tidak ada keuntungannya meningkatkan dekomposisi dalam pendekomposisian sinyal dsampai level tertentu. Pemilihan dari level dekomposisi optimal dalam hirarki tergantung pada kealamiahannya dari sinyal yang dianalisis atau beberapa kriteria yang sesuai lainnya seperti *cut-off filter low pass*.

Dalam penelitian ini, dekomposisi wavelet digunakan untuk mengekstraksi informasi yang ada didalam sinyal termodulasi, dengan membagi atau memecah sinyal tersebut ke dalam band-band frekuensi yang lebih kecil agar lebih mudah untuk di lihat atau dianalisa karakteristik masing masing band.

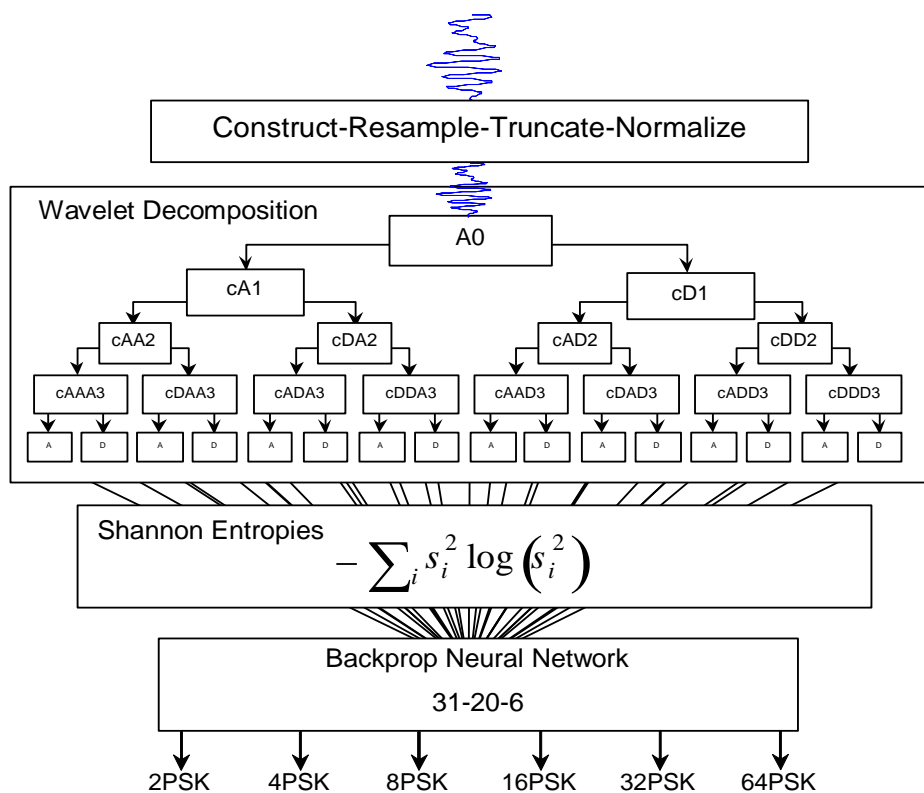
Sinyal termodulasi terdekomposisi yang didekomposisi dengan  $level=1$ , sinyal media dibagi kedalam 2 band frekuensi, yaitu band frekuensi rendah (komponen aproksimasi) dan band frekuensi tinggi (komponen detail).

Untuk menghitung seberapa banyak informasi yang ada didalamnya, digunakan ukuran Entropy Shannon.

## 2.5 Sistem Klasifikasi Modulasi Dengan Entropi Shanon

Dekomposisi wavelet mempunyai pendekatan yang berbeda dengan PSD dan analisis statistik. Transformasi wavelet masih menyisakan informasi variabel waktu didalam sinyal. Transformasi menyajikan informasi pada skala dan frekuensi. Ini akan mengijinkan analisis frekuensi dan analisis statistik, dengan waktu yang diambil dalam beberapa level dekomposisi. Bagaimanapun pemilihan yang tepat dari famili wavelet, orde dan level dekomposisi diperlukan untuk menyisakan karakteristik unik dari sinyal untuk membedakan jenis modulasi. Berdasarkan observasi ini, diputuskan untuk mencoba menggunakan pendekatan dekomposisi wavelet ini.

Aliran proses dari pengkondisian sinyal, dekomposisi, analisis entropi dan klasifikasi diilustrasikan dalam gambar 2.8 berikut :



Gambar 2.8 – Aliran Proses

Gambar 2.8. menunjukkan bahwa hasil dekomposisi wavelet merupakan band-band kecil dari sinyal termodulasi. Setiap band tersebut mengandung informasi penting dari sinyal termodulasi. Untuk menghitung seberapa banyak informasi yang ada didalamnya, digunakan ukuran Entropy Shannon.

Entropi adalah ukuran pola keacakan dari sinyal informasi. dalam pengertian jika sinyal mempunyai tingkat kerandoman atau keacakan yang tinggi maka nilai entropinya juga besar.

Fungsi entropi Shannon standar dirumuskan sebagai berikut :

$$E(s) = -\sum_i s_i^2 \log(s_i^2) \quad (2.19)$$

yang digunakan untuk mencirikan setiap kelompok dari koefisien yang dihasilkan oleh dekomposisi wavelet. Fungsi entropi yang lain seperti kurtosis, telah dicoba tetapi gagal untuk mendapatkan hasil yang konsisten dari fungsi Shannon. Nilai yang dihasilkan digunakan untuk membentuk vektor input dari JST *Backpropagation*.

Dalam penelitian ini fungsi entropi adalah Untuk menghitung seberapa banyak informasi yang ada didalamnya band band frekuensi yang telah di dekomposisi, dengan harapan lebih mudah untuk di lihat atau dianalisa karakteristik masing masing band.

Berikut adalah ringkasan dari algoritma dalam penelitian ini, pertama, setiap sinyal diekstraksi dari file data, yang dimulai dari ofset yang merepresentasikan jumlah integer dari waktu ke dalam sinyal. Sampel sepanjang sinyal yang cukup untuk membentuk resampling dan dekomposisi sinyal yang diekstraksi dari setiap file sinyal. Pasangan I (In-phase) dan Q (Quadrature) dari setiap sampel dikombinasikan sebagai bilangan kompleks, diupsampel dan dinormalisasi terhadap rata-rata magnituda, kemudian komponen riil diekstraksi. Berikutnya dekomposisi wavelet yang lengkap untuk level dekomposisi 4 dibentuk pada data ini dengan tipe wavelet. Analisis Entropi Shannon dibentuk pada 30 koefisien

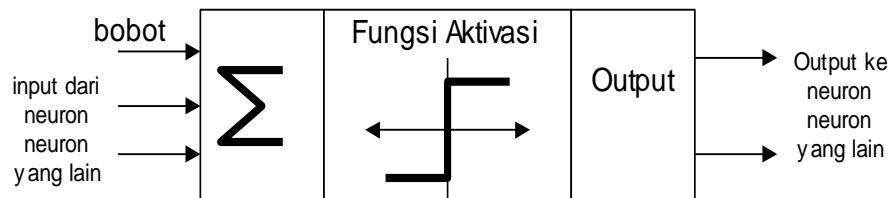
wavelet packet, ditambah dengan sampel sinyal asal untuk menyediakan 31 parameter yang menjelaskan sinyal. Daftar lengkap dari sinyal diproses dalam cara ini dan parameter entropi disimpan ke dalam file.

## 2.6 Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

### 2.6.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network (ANN)* diinspirasi oleh struktur jaringan sel-sel syaraf di dalam otak. JST merupakan suatu model komputasi yang meniru cara kerja sistem otak manusia. JST merupakan sebuah model komputasi dari otak manusia yang mampu melakukan perhitungan, pengenalan, pengamatan serta dalam pengambilan keputusan.

Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, dan ada hubungan antara neuron neuron tersebut. Neuron neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan nama bobot. Gambar XXX menunjukkan struktur neuron pada jaringan syaraf.



Gambar 9. Struktur neuron jaringan syaraf

Informasi (disebut dengan : input) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu. Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai nilai semua bobot yang datang. Hasil penjumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang (*threshold*) tertentu melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Apabila input tersebut melewati suatu nilai ambang tertentu, maka neuron tersebut akan diaktifkan, tetapi bila tidak, maka neuron tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila neuron tersebut aktif, maka neuron tersebut akan

mengirimkan output melalui bobot bobot outputnya ke semua neuron yang berhubungan dengannya.

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan, salah satunya adalah fungsi *Sigmoid Biner*, dimana fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih dengan menggunakan metoda *Backpropagation*. Fungsi aktivasi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1. Oleh karena itu fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai output yang terletak pada interval 0 sampai 1. Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai:

$$A_1 = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^m P_i \cdot W_{1i}}} \quad (2.20)$$

JST memiliki beberapa kemampuan seperti :

1. JST bersifat tidak linier  
Jaringan cocok digunakan untuk sistem-sistem dengan kompleksitas permasalahan yang tinggi
2. JST bersifat adaptif  
Jaringan dapat belajar dari data yang diberikan padanya dan menghasilkan pemecahan (hubungan pemetan) antara masukan dan keluaranya.
3. JST bersifat tahan terhadap kesalahan  
Jaringan secara keseluruhan masih mampu bekerja walaupun terjadi kerusakan sampai tingkat tertentu.
4. JST dapat melakukan generalisasi.  
Jaringan dapat mengolah data yang belum pernah dilatihkan padanya berdasarkan apa yang telah diperoleh selama proses belajar.

Kemampuan-kemampuan JST tersebut membuatnya menjadi suatu metode yang potensial untuk diterapkan dalam berbagai bidang yang selama ini dibatasi oleh kendala matematis maupun keterbatasan alat untuk implementasi praktisnya.

Berdasarkan algoritma pelatihannya, maka JST terbagi menjadi dua yaitu:

1. *Supervised* (dengan pengawasan),

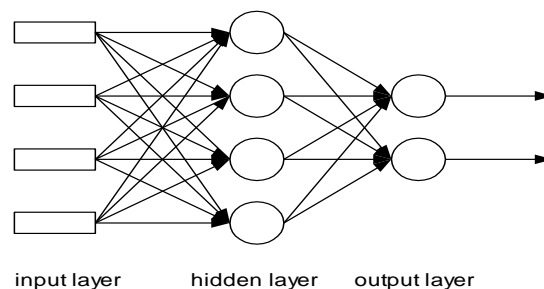
Jaringan belajar dari sekumpulan pola masukan dan keluaran. Sehingga pada saat pelatihan diperlukan pasangan pola yang terdiri dari vektor masukan dan vektor target yang diinginkan. Vektor masukan dimasukkan ke dalam jaringan yang kemudian menghasilkan vektor keluaran yang selanjutnya dibandingkan dengan vektor target. Selisih kedua vektor tersebut menghasilkan galat (error) yang digunakan sebagai dasar untuk mengubah matriks koneksi sedemikian rupa sehingga galat semakin mengecil pada siklus berikutnya.

2. *Unsupervised* (tanpa pengawasan)

Pada pelatihan tanpa pengawasan tidak ada vektor target. Vektor masukan dimasukkan ke dalam jaringan dan sistem akan mengatur dirinya sendiri sedemikian rupa sehingga dihasilkan keluaran yang konsisten bilamana pola yang menyerupai vektor masukan tersebut diberikan.

### 2.6.2 Jaringan *Backpropagation*

Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* (JST-BP) merupakan jaringan syaraf yang sangat populer digunakan untuk memecahkan masalah. Hal ini disebabkan arsitektur dan proses belajar yang sederhana sehingga mudah dipelajari. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* menggunakan algoritma belajar *supervised learning*. Arsitektur jaringan syaraf tiruan ini diilustrasikan sebagai berikut :



Gambar 2.10 Arsitektur *Backpropagation*

Jaringan *Backpropagation* memiliki kemampuan untuk mengubah nilai-nilai bobot sebagai respon terhadap galat. Agar dapat menghitung galat, data latihan harus mengandung serangkaian pola-pola masukan beserta pola-pola keluaran yang menjadi target. Dengan kata lain perlu adanya pola-pola keluaran yang dijadikan referensi oleh jaringan, sehingga setiap keluaran dari jaringan akan dibandingkan dengan hasil yang diharapkan.

Algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* :

1. Definisi masalah, misalkan matriks keluaran ( P) dan matriks target ( T)
2. Inisialisasi, menentukan bentuk jaringan dan menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik (W1 dan W2) dan *learning rate* (lr).
3. Pelatihan jaringan

*Pelatihan maju*

Keluaran untuk hidden layer adalah :

$$A_1 = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^m P_i \cdot W_{1i}}} \quad (2.21)$$

kemudian hasilnya akan digunakan untuk mendapatkan keluaran dari output layer yaitu :

$$A_2 = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{j=1}^n A_j \cdot W_{2i}}} \quad (2.22)$$

Galat (E) merupakan selisih antara nilai keluaran yang diinginkan (T) dengan keluaran yang sesungguhnya (A2), sebagai berikut :

$$E = T - A_2 \quad (2.23)$$

*Sum Square Error (SEE)* yang dinyatakan oleh persamaan berikut :

$$SSE = \sum E^2 \quad (2.24)$$

*Perhitungan balik*

1.  $D2 = A2 * (1-A2) * E$  (2.25)

2.  $dW2 = dW2 + (lr * D2 * A1)$  (2.26)

3.  $D1 = A1 * (1-A1) * (W2 * D2)$  (2.27)

4.  $dW1 = dW1 + (lr * D1 * P)$  (2.28)

4. Perbaiki bobot jaringan

1.  $TW2 = W2 + dW2$  (2.29)

2.  $TW1 = W1 + dW1$  (2.30)

3.  $W2 = TW2$  (2.31)

4.  $W1 = TW1$  (2.32)

5. Langkah-langkah diatas adalah untuk satu kali siklus (*epoch*) sehingga harus diulang-ulang sampai jumlah *epoch* yang ditentukan atau telah tercapai *SSE (Sum Square Error)* yang diinginkan.

6. Hasil akhir pelatihan jaringan adalah didapatkannya bobot-bobot  $W1$  dan  $W2$  yang kemudian disimpan untuk pengujian jaringan.

Pada prakteknya, perancangan arsitektur *JST backpropagation* sangat tergantung pada masalah yang akan diselesaikan. Untuk himpunan masukan berdimensi besar, maka diperlukan node pada *hidden layer* lebih banyak. Atau diperlukan lebih dari satu *hidden layer*, tetapi tentunya ada batas optimumnya untuk kedua parameter tersebut. Komputasi dengan *JST Bp* memerlukan waktu yang cukup lama karena sensitif terhadap nilai *learning rate* dan jumlah neuron pada *hidden layer*.

Pada penelitian ini, Jaringan syaraf tiruan di sini di implementasikan untuk mengelompokkan nilai entropi kedalam nilai yang sesuai dengan vektor target yang menyatakan jenis modulasi dimaksud.

Jadi perlunya *JST* dalam penelitian ini dengan pengklasifikasian Modulasi M-PSK adalah nilai nilai entropi dari hasil identifikasi belum secara jelas menyatakan jenis modulasinya sehingga perlu perangkat untuk dapat mengelompokkan dan mengklasifikasikan kedalam jenis modulasi yang bersesuaian. Terdapat beberapa perangkat yang dapat digunakan untuk maksud diatas, yaitu :*Hidden Markov Model (HMM)*, *Distance Warping*, *Jaringan Syaraf Tiruan*, *Fuzzy Logic*.



## **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

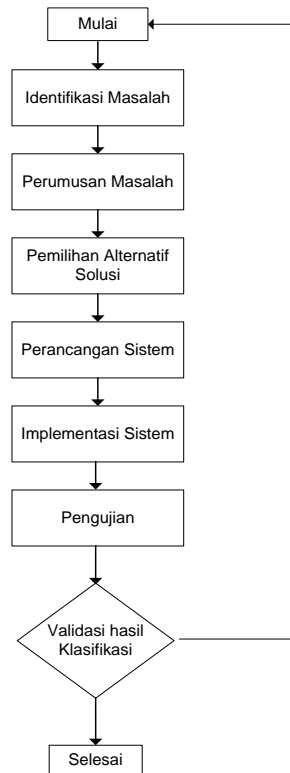
### **3.1. Kerangka Pemikiran**

Pada era komunikasi digital sekarang ini banyak perangkat yang menggunakan system digital sinyal prosesing . Sistem komunikasi menggunakan modulasi M-PSK ( M -Phase Shift Keying ) merupakan salah satu cara dalam, pemantauan sistem komunikasi yang menggunakan fasa sebagai basis modulasinya. Tujuan penelitian ini sekaligus mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis modulasi yang digunakan sebagai sistem modulator multiguna. Implementasi yang nyata ke dalam perangkat Digital memungkinkan karena banyaknya perangkat yang *programmable* (terprogram), seperti menggunakan perangkat *Digital Signal Processor* (DSP) sebagai sistem pengklasifikasiannya. Dengan hasil penelitian tersebut, maka sistem pengklasifikasian modulasi M-PSK dengan Analisa Entrophy Wavelet dan JST dapat diterapkan secara Nyata.

### **3.2. Tahapan Metode Penelitian**

Perancangan dan Implementasi pengklasifikasian Modulasi Digital berbasis entropi shannon menggunakan wavelet ini menggunakan beberapa tahapan yang digunakan untuk mempermudah dalam memecahkan masalah tersebut.

Tahapan-tahapan tersebut adalah sebagai berikut :



Gambar 3.1 Tahapan Metode Penelitian

### 3.2.1. Identifikasi Masalah

Untuk melakukan identifikasi permasalahan yang dihadapi dalam mengklasifikasikan jenis Modulasi PSK yang dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan studi literatur, merupakan tahap pendalaman materi, identifikasi permasalahan dan teori yang berkaitan dalam penelitian ini, sehingga jelas permasalahan yang dibahas.

### 3.2.2. Perumusan Masalah

Dari langkah pertama dan dengan merujuk kereferensi yang dijadikan sumber utama penelitian, selanjutnya dilakukan perumusan masalah dengan mengkonsentrasikan pembahasan pada dekomposisi dan ekstraksi. Sehingga tahapan selanjutnya yang diperlukan adalah menyusun beberapa alternatif solusi dan algoritma yang akan digunakan.

### **3.2.3. Pemilihan Alternatif Solusi**

Penelitian banyak menggunakan simulasi dan pemodelan dengan program software Matlab, hal ini dikarenakan bila digunakan dengan cara praktek dengan menggunakan rangkaian nyata maka akan mengakibatkan rumitnya alat dan faktor kestabilannya tidak dapat dipertanggung jawabkan ,karena kemungkinan komponen dan koneksi yang kurang baik. Dengan menggunakan program dapat di bangun pemodelan yang diinginkan sesuai dengan keinginan. Menggunakan dekomposisi wavelet dan entropi shannon memungkinkan mensimulasi pengklasifikasian Modulasi M-PSK yang mana diharapkan dapat mendeteksi modulasi PSK yang dibatasi pada  $1 \times 6$  , dimana  $M = 2,4,8,16,32,64$  .

### **3.2.4. Perancangan Sistem**

Berdasarkan solusi yang dipilih untuk memecahkan permasalahan agar dapat mengklasifikasikan sinyal random yang tidak diketahui M-nya maka dilakukan perancangan sistem pengklasifikasian tersebut, dimana sistem terdiri dari beberapa blok bagian , seperti blok transmitter, blok kanal,dan blok receiver. Blok transmitter didalamnya merupakan generator data yang dimodulasikan M-PSK. Blok Kanal yang merupakan pembangkit noise terdiri dari 3 pilihan yaitu AWGN, Rayleigh dan Selective Fading. Sedangkan Receiver merupakan transformasi wavelet dekomposisi , entropi shannon dan jaringan syaraf tiruan.

### **3.2.5. Implementasi Sistem**

Sistem pengklasifikasian M-PSK ini di simulasikan dalam software program Matlab. Software ini memerlukan masukan berupa masukan yang akan diproses dan menampilkan hasilkeluarannya dalam bentuk angka decimal. Program terdiri dari program Utama yang dibantu oleh beberapa rutin program. Antara lain model software umum, rutin proses transmisi, rutin program pembangkit Noise , rutin program identifikasi berupa dekomposisi wavelet,rutin program pembangkit vektor ciri kemudian rutin program klasifikasi berupa JST, yang merupakan akhir program dalam output data hasilnya.

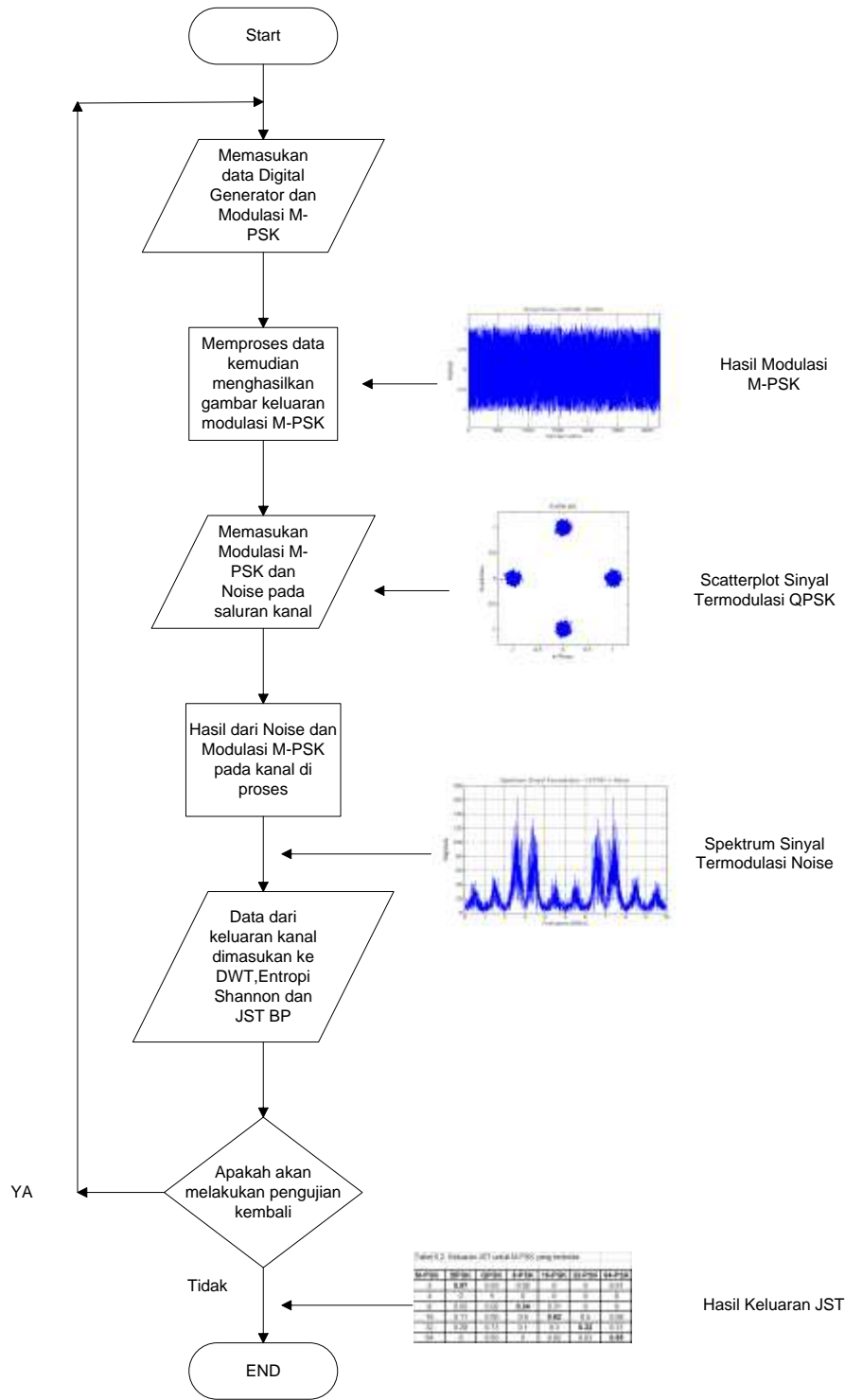
### **3.2.6. Pengujian**

Pengujian dari implementasi sistem diperlukan untuk mengecek bahwa proses pengklasifikasian ini dapat berhasil dilakukan. Parameter atau tolok ukur dalam pengujian ini adalah parameter obyektif seperti : Mean Square Error (MSE) , False Acceptance Rate (FAR) dan False Rejection Rate (FRR)

### **3.2.7. Validasi**

Validasi ini akan menunjukkan bahwa implementasi system dapat dikatakan berhasil atau tidak. Dan sebaliknya bila ada penyimpangan maka dilakukan pengulangan. Hasil dikatakan tidak valid apabila proses terlalu jauh kesalahannya. Gambar 3.2. merupakan Flow Chart Perancangan sistem Klasifikasi Modulasi M-PSK.

## Flow Chart Perancangan Sistem Klasifikasi Modulasi M-PSK



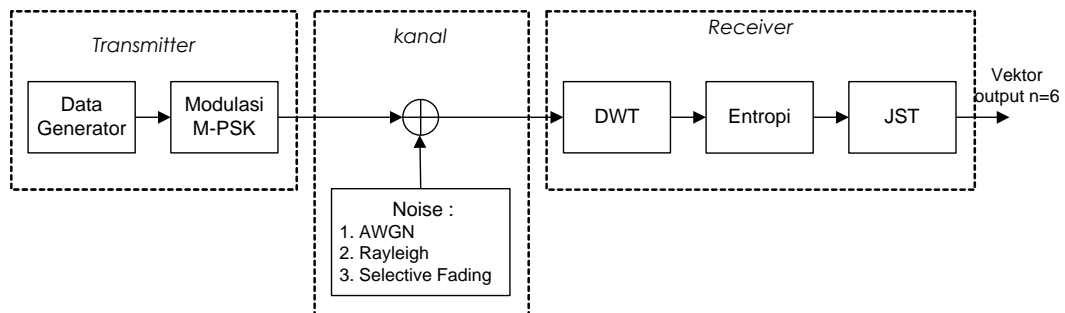
Gambar 3.2. Flow Chart Perancangan Sistem Klasifikasi Modulasi M-PSK.

## BAB IV PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI MODULASI

Bab ini menjelaskan tentang Ilustrasi alur kerja serta perancangan dan implemmentasi perangkat lunak dari sistem klasifikasi modulasi digital dengan transformasi wavelet, seperti dijelaskan pada bab sebelumnya.

### 4.1 Alur Kerja

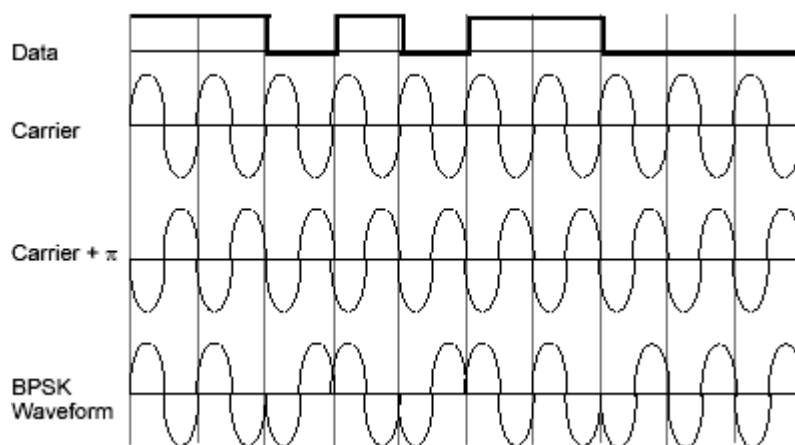
Secara umum alur kerja yang dilakukan di ilustrasikan pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Alur Kerja Perancangan Sistem Klasifikasi Modulasi

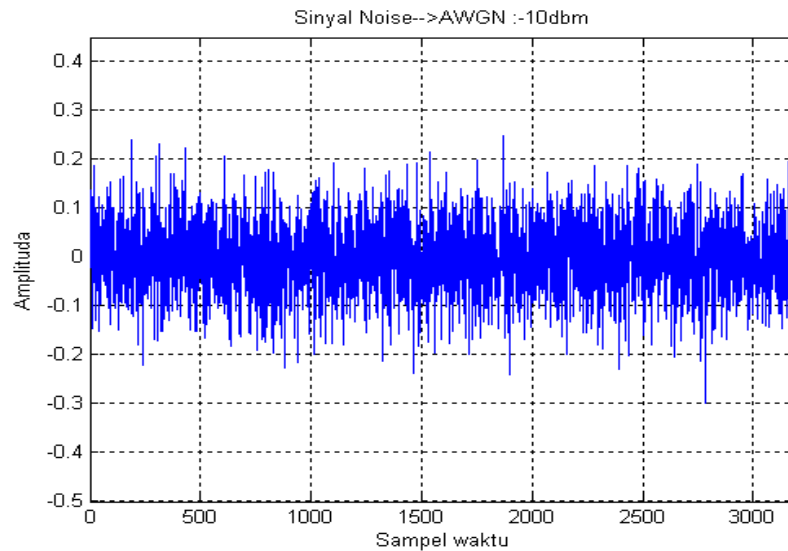
Untuk menjelaskan alur diatas, penulis mengambil contoh data informasi yang dimodulasi dengan modulasi BPSK yang dilewatkan pada kanal AWGN, dimana pada sisi penerima sinyal termodulasi di pecah atau di dekomposisi dengan level dekomposisi 1.

- Sampel data yang dibangkitkan oleh generator yaitu 1101011000.
- Selanjutnya data di modulasi dengan Modulasi BPSK



Gambar 4.2 Modulasi BPSK

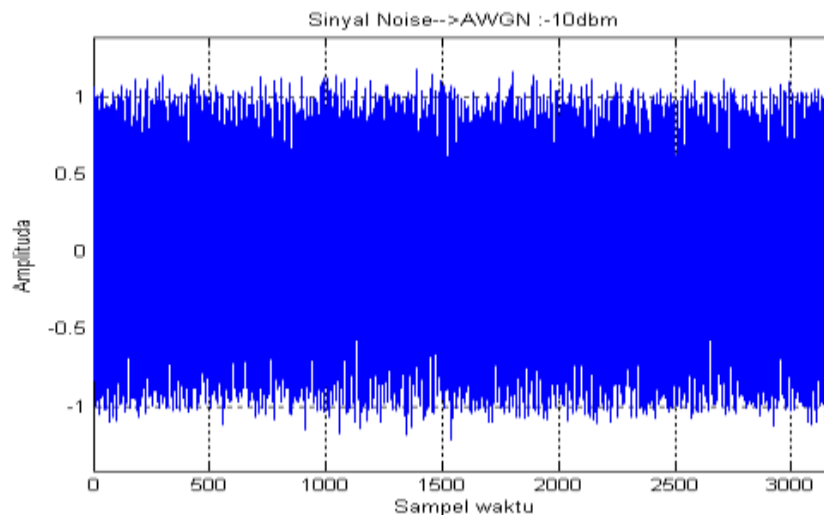
- Data modulasi di lewatkan pada kanal AWGN



Gambar 4.3 Modulasi dilewatkan pada kanal AWGN

- Selanjutnya setelah data modulasi dilewatkan pada kanal AWGN, data termodulasi yang diterima oleh sisi penerima merupakan gabungan data modulasi dengan noise AWGN, sebagai mana persamaannya :

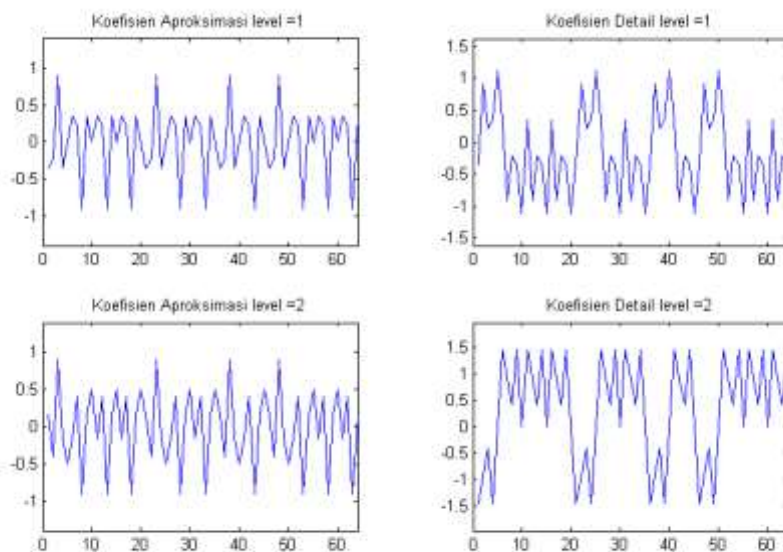
$$S_n(t) = S(t) + \text{noise}$$



Gambar 4.4 Data gabungan dengan Noise AWGN

- Dengan asumsi pada sisi penerima tidak mengetahui bahwa sinyal sinyal yang sudah terkontaminasi oleh noise yang diterimanya merupakan sinyal keluarga M-PSK dengan nilai M berapa untuk menentukan apakah sinyal yang di terima tersebut merupakan sinyal

BPSK, QPSK, 8PSK 16PSK, 32PSK atau 64PSK. Disini tugas dekomposisi wavelet diperlukan untuk mengekstraksi informasi yang ada didalam sinyal termodulasi, dengan membagi atau memecah sinyal tersebut ke dalam band-band frekuensi yang lebih kecil agar lebih mudah untuk di lihat atau dianalisa karakteristik masing masing band. Sinyal termodulasi terdekomposisi yang didekomposisi dengan level=1, sinyal media dibagi kedalam 2 band frekuensi, yaitu band frekuensi rendah (komponen aproksimasi) dan band frekuensi tinggi (komponen detail).



Gambar 4.5 Komponen aproksimasi dan komponen detail.

- Setelah proses dekomposisi, selanjutnya sinyal tersebut dianalisa dan dihitung nilai entrophy masing-masing band. Untuk dekomposisi level = 1, didapatkan 2 band frekuensi, dengan demikian akan diperoleh 2 nilai entrophy.

Tabel 4.1 Keluaran entropi dengan dekomposisi level 1

Level	M-PSK					
	2	4	8	16	32	64
1	779.95	375.49	251.80	187.80	156.56	125.71
	945.91	307.19	231.22	173.73	145.73	107.35

Nilai Entrophy inilah yang digunakan sebagai vektor ciri yang selanjutnya akan dimasukkan ke dalam sistem JST



- Selanjutnya keluaran entropi dilewatkan pada sistem JST untuk mengelompokkan dan mengklasifikasi sinyal yang diterima merupakan kelompok M-PSK dimaksud. Sebagai keluaran dari JST adalah nilai yang menunjukkan bobot yang teridentifikasi. Keluaran JST merupakan vektor dengan dimensi 1 x 6, dimana keluaran 1 menyatakan M=2, keluaran 2 sebagai M=4, dan seterusnya. Jadi untuk jenis modulasi M-PSK dengan M=2, keluaran JST terbesar adalah elemen pertama dari vektor keluaran JST yang nilainya paling besar dan mendekati "1" yang menandakan M-PSK (2-PSK) dimaksud.

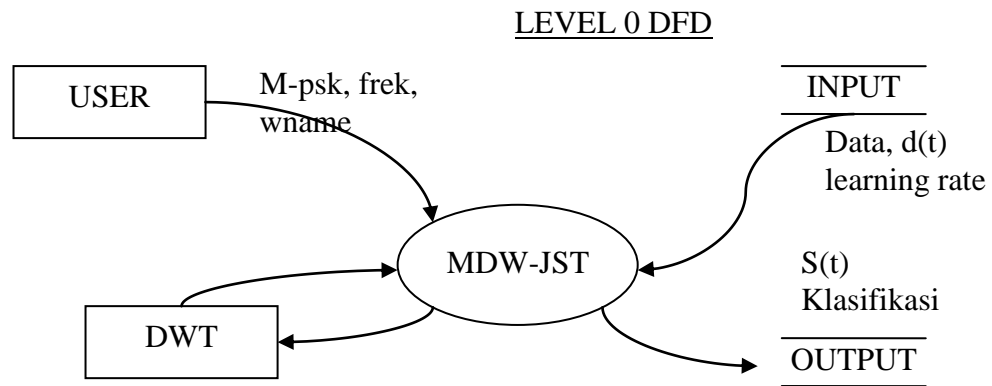
#### **4.2 Pemodelan Sistem**

Pada bagian ini, dirancang perangkat lunak sistem Klasifikasi Modulasi Digital menggunakan Dekomposisi Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan (MDW-JST). Perancangan dan implementasi dalam penelitian ini dijelaskan menggunakan hirarki diagram alir data atau Data Flow Diagram (DFD). Semua rutin perangkat lunak diimplementasikan menggunakan Matlab.

Aplikasi dibuat per modul untuk mempermudah proses perancangan, implementasi dan analisis proses. Setiap proses dikelompokkan ke dalam proses Transmisi, Identifikasi, dan Klasifikasi. Setiap modul dilakukan pembahasan dalam diagram alir atau flow chart serta algoritmanya.

Gambar 4.6 berikut menjelaskan model software secara keseluruhan. dimana model sistem terdiri dari interaksi user, masukan, dan keluaran. Sistem menerima masukan dari user berupa parameter untuk membangkitkan sinyal termodulasi pada transmitter dengan menggunakan fungsi yang ada di Matlab yaitu (dmodce) dan dekomposisi wavelet dengan DWT. Dan keluaran yang dihasilkan berupa sinyal

termodulasi,  $s(t)$  dan hasil klasifikasi yang ditampilkan ke user.



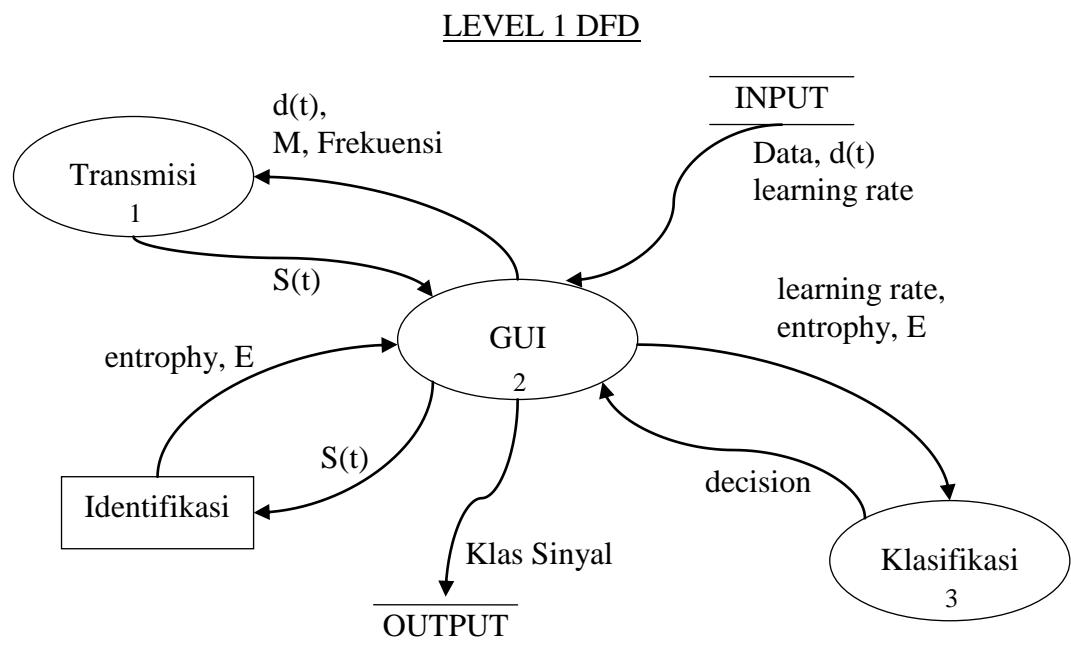
Gambar 4.6 Model Software secara umum

Berikut ini merupakan definisi data yang diteliti :

Input : Parameter transmitter ( M, frekuensi, Data, wname )

Output : Sinyal termodulasi dan Hasil Klasifikasi

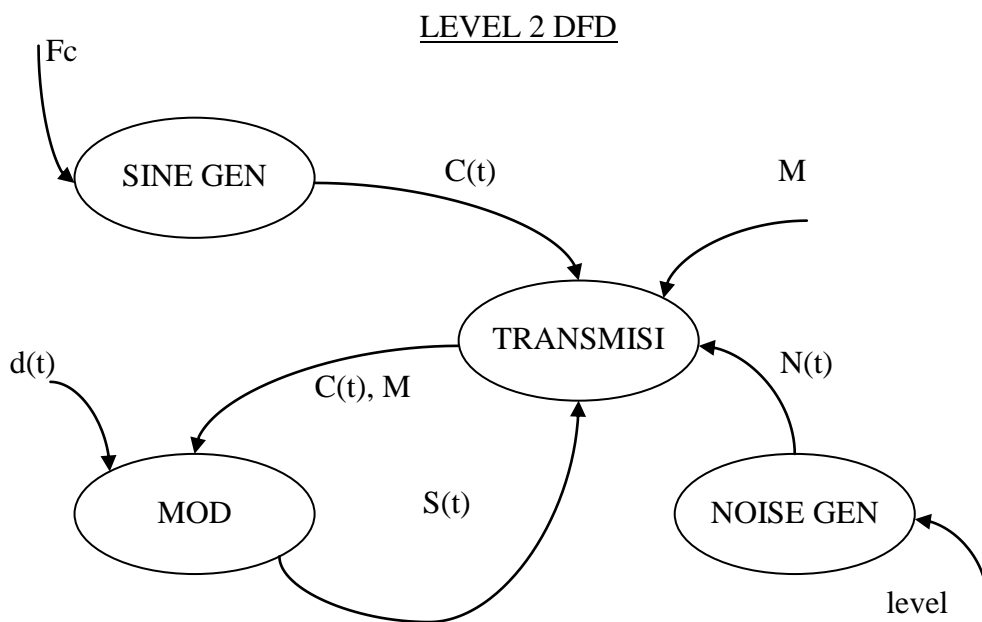
DWT : Proses dekomposisi sinyal untuk menghitung parameter shannon.



Gambar 4.7 Detail dari sistem kernel MDW-JST

Gambar 4.7 berisi gambar detail dari modul MDW-JST. Modul sistem MDW-JST ini secara nyata dibagi ke dalam 3 bagian, yaitu :

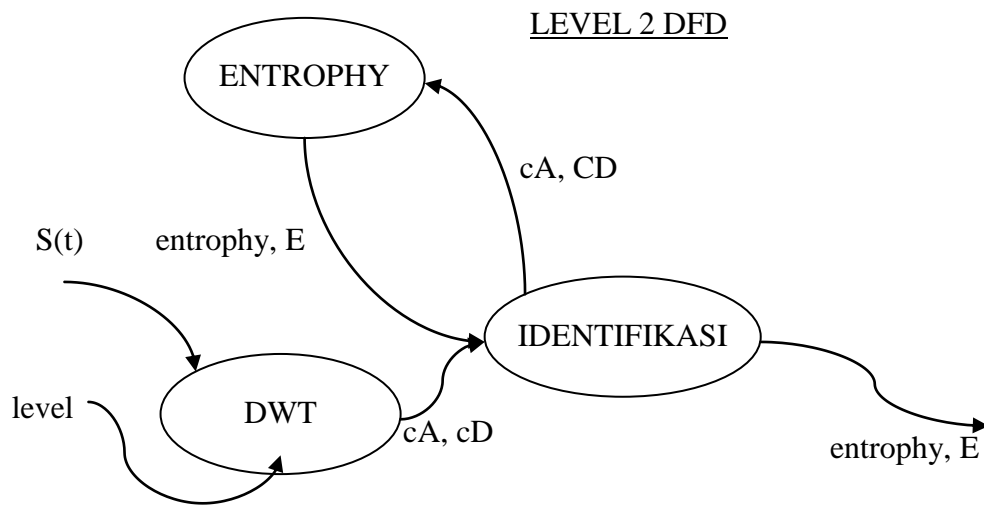
1. TRANSMISSION, yang mencakup semua prosedur yang terkait dengan proses pembangkitan sinyal termodulasi dan transmisi
2. IDENTIFICATION, yang bertanggung jawab untuk analisis entropi Shannon dari hasil dekomposisi Wavelet.
3. CLASSIFICATION, yang membentuk proses pengenalan dan klasifikasi sinyal termodulasi, ke dalam jenis modulasi target yang sesuai.



Gambar 4.8 Detail dari modul TRANSMISSION

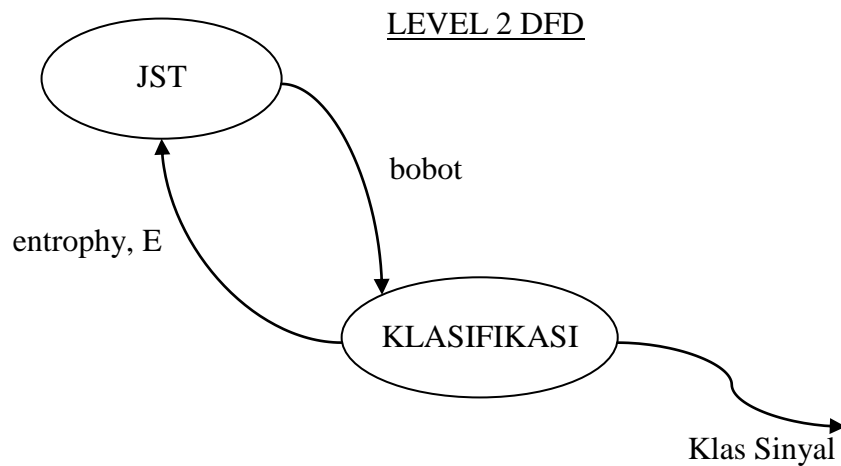
Gambar 4.8 berisi gambar detail dari modul TRANSMISSION. Ini secara fundamental menggunakan modul-modul yang lain :

1. Transmisi, membentuk proses penstransmisian sinyal termodulasi dengan penambahan Noise.
2. NOISE GEN, untuk membangkitkan bilangan random sebagai noise sesuai dengan level yang diberikan..
3. SINE GEN, membangkitkan sinyal sinusoidal dengan frekuensi tertentu sebagai Sinyal pembawa.
4. MOD, melakukan modulasi terhadap sinyal data,  $d(t)$  dengan jenis modulasi dan frekuensi sesuai dengan masukan.



Gambar 4.9 Detail dari modul IDENTIFICATION

Gambar 4.9 merupakan detail proses identifikasi. Identifikasi dilakukan dengan cara pencarian nilai entropy Shannon pada setiap band hasil dekomposisi, yang kemudian setiap nilai entropy Shannon sebagai masukan dari node masukan JST.



Gambar 4.10 Detail dari modul CLASSIFICATION

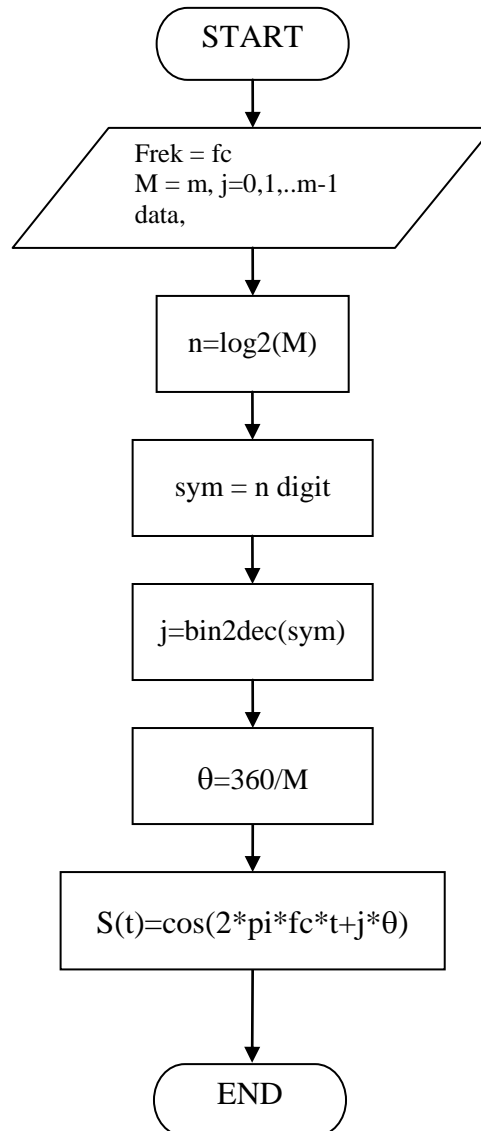
Gambar 4.10 menyatakan proses Klasifikasi yang dibentuk oleh JST, dengan masukan entropy Shannon, H dari proses Identifikasi, dan dengan keluaran berupa bobot yang menyatakan hasil klasifikasi yang ingin dihasilkan.

### 4.3 Modul Transmisi

Modul Transmisi terdiri dari proses pembangkitan data yang akan dimodulasi, pembangkitan sinyal pembawa dan penumpangan data pada sinyal pembawa. Dengan demikian modul Transmisi ini memerlukan masukan frekuensi pembawa dan  $M$  yang menyatakan M-ary Phase Shift Keying (M-PSK).

Gambar 4.11 menjelaskan proses yang ada didalam modul transmisi. Langkah pertama untuk mendapatkan sinyal termodulasi, diperlukan parameter masukan seperti Frekuensi pembawa, jenis Modulasi M-PSK memerlukan nilai  $M$  serta data yang akan dimodulasi.

Dari nilai  $M$  yang diberikan, dapat dihitung nilai  $n$  yaitu jumlah bit per simbol dan selanjutnya membagi data yang akan dimodulasi ke dalam simbol-simbol data. Setiap simbol data diubah ke nilai desimalnya untuk mendapatkan nilai  $j$  yang selanjutnya digunakan untuk memberikan nilai fasa sebagai kode dari simbol tersebut.



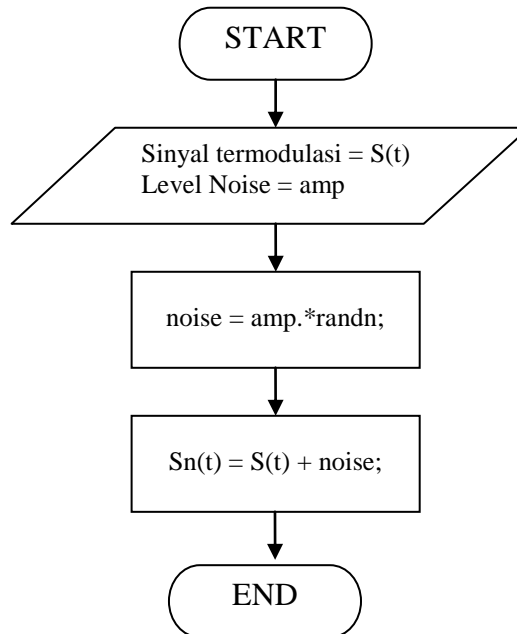
Gambar 4.11. Diagram alir Proses Transmisi

Sehingga keluaran dari proses gambar 4.11 adalah sinyal termodulasi dengan phasa yang berubah sesuai dengan kode simbol yang diperoleh. Dengan kata lain proses diatas membangkitkan sinyal termodulasi M-PSK.

#### 4.4 Modul Pembangkitan Noise

Modul ini dilakukan dengan cara menambahkan noise di dalam kanal terhadap sinyal termodulasi,  $S(t)$ . Modul ini digunakan untuk menguji kehandalan (robustness) sistem MDW-JST terhadap noise tersebut. Noise

yang diberikan adalah AWGN yang dilakukan dengan cara menambahkan noise gaussian pada sinyal termodulasi, yang mana noise dibangkitkan secara random. Besar kecilnya level noise ditentukan oleh besarnya factor pengali amplifier.



Gambar 4.12 Diagram alir Proses Serangan Noise AWGN

Proses pembangkitan model kanal AWGN adalah seperti ditunjukkan pada gambar 4.12. Gambar tersebut menunjukkan proses pembangkitan noise random dengan distribusi gaussian dengan level sesuai dengan level yang diinginkan. Selanjutnya noise yang telah dibangkitkan ditambahkan pada sinyal termodulasi untuk mendapatkan sinyal termodulasi yang terkena noise,  $S_n(t)$ .

Gambar 4.12 menunjukkan proses pembangkitan noise dan proses penambahan pada sinyal termodulasi yang mempengaruhi sinyal termodulasi, sehingga secara tidak langsung juga mempengaruhi proses klasifikasi. *Randn* merupakan fungsi yang digunakan untuk membangkitkan sinyal random distribusi gaussian.

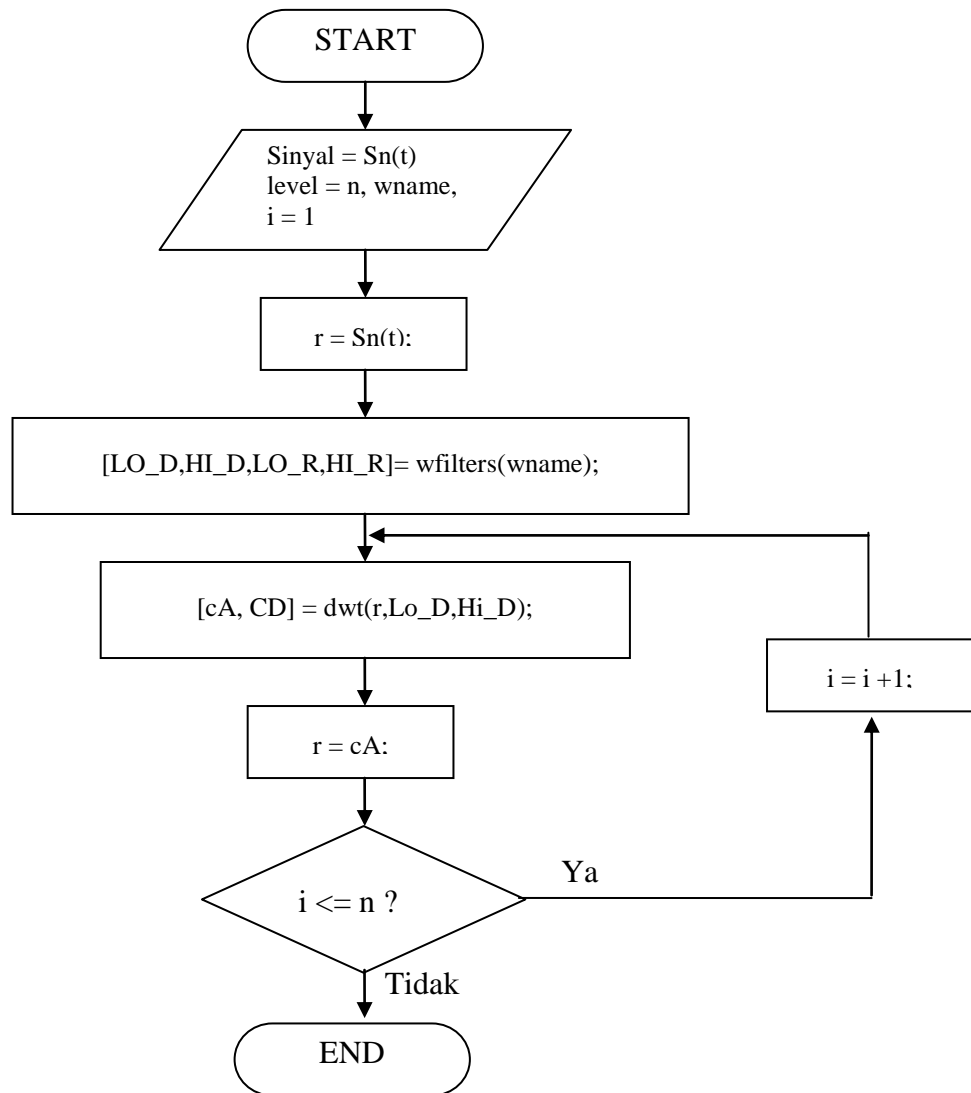
## 4.5 Modul Penerima

### 4.5.1. Modul IDENTIFICATION

Modul ini bertugas melakukan dekomposisi sinyal termodulasi dalam subband-subband. Dari proses dekomposisi akan didapat frekuensi pembawa. Kemudian dari hasil dekomposisi dihitung entrophy Shannon, E yang selanjutnya hasil ini sebagai masukan JST pada proses Klasifikasi.

Gambar 4.8 menunjukkan proses dekomposisi dilakukan dengan cara melakukan filtering dengan *Quadrature Mirror Filter* (QMF) merupakan bank filter yang membagi band secara simetris *Low Pass Filter* (LPF) dan *High Pass Filter*(HPF). Fungsi *wfilters* digunakan untuk membangkitkan koefisien filter dekomposisi wavelet yaitu koefisien Lo\_D untuk LPF dekomposisi, Hi\_D untuk HPF dekomposisi, Lo\_R untuk LPF rekonstruksi dan Hi\_R rekonstruksi.





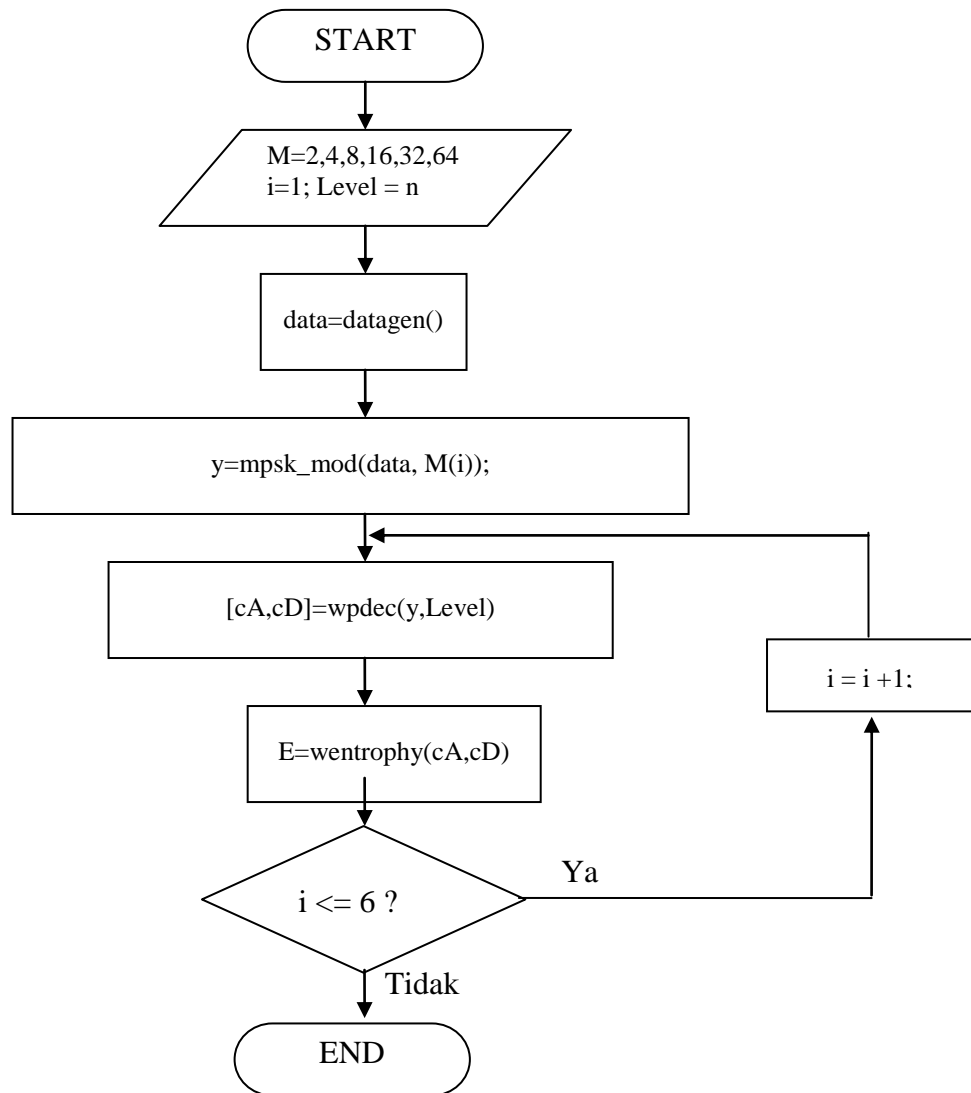
Gambar 4.13 Diagram alir proses Dekomposisi

Selanjutnya fungsi *dwt* digunakan untuk melakukan dekomposisi sinyal ke dalam 2 band, yaitu *cA* yang merupakan koefisien Aproksimasi dan *cD* yang menunjukkan koefisien detail. Untuk level dekomposisi selanjutnya diambil *cA* untuk didekomposisi. Dan jika kondisi level dekomposisi *n* terpenuhi maka proses dekomposisi selesai. Gambar 4.13 menghasilkan sinyal termodulasi  $S_n(t)$  yang terdekomposisi atau terbagi dalam beberapa band  $cA_1, cD_1, cA_2, cD_2, \dots, cA_n, cD_n$ .

#### 4.5.2. Modul Pembangkitan Vektor Ciri

Pembangkitan vektor ciri dilakukan secara lokal di penerima, untuk memodelkan pola sinyal termodulasi yang akan digunakan sebagai target dari keluaran JST. Pembangkitan vektor ciri secara lokal karena data yang digunakan sama sekali berbeda dengan data yang dimodulasi di Pengirim. Hal ini dilakukan karena pada prakteknya Penerima belum mengetahui jenis modulasi apa yang digunakan pengirim, dan di penerima tidak dilakukan pemodelan kanal karena bertujuan untuk melihat pengaruh kanal, walaupun dapat juga dilakukan ekualisasi kanal untuk mereduksi pengaruh kanal.

Gambar 4.14 merupakan diagram alir dari pembangkitan vektor ciri lokal sebagai database yang akan digunakan sebagai pembanding dengan vektor ciri yang dihitung dari sinyal termodulasi yang diterima. Karena pembangkitan lokal, maka secara lokal di penerima dapat membangkitkan sebarang data dengan fungsi *datagen*, yang kemudian dimodulasi M-PSK dengan fungsi *mpsk\_mod*, untuk  $M=2,4,8,16,32$  dan  $64$  yang berarti semua kemungkinan jenis modulasi yang ada. Kemudian untuk masing-masing jenis M-PSK didekomposisi dengan fungsi *wpdec*, untuk memecah sinyal termodulasi secara lokal ke dalam beberapa band, sehingga dengan level dekomposisinya. Dalam hal ini level dekomposisi dilakukan dari level 1 sampai dengan level 10. Selanjutnya dengan fungsi *wentropy* dicari nilai entropi masing-masing band terdekomposisi, untuk semua jenis M-PSK. Dengan demikian, setiap modulasi M-PSK diperoleh vektor ciri dalam hal ini merupakan nilai entropi dari masing-masing band untuk setiap level dekomposisi. Dengan proses seperti diagram alir pada gambar 4.9 tersebut, maka akan diperoleh vektor ciri, untuk level 1 ada 2 vektor ciri untuk masing-masing  $M=2,4,8,16,32$  dan  $64$ . Level 2 ada 4 vektor ciri, dan seterusnya untuk level 10 ada 2 pangkat 10 vektor ciri.



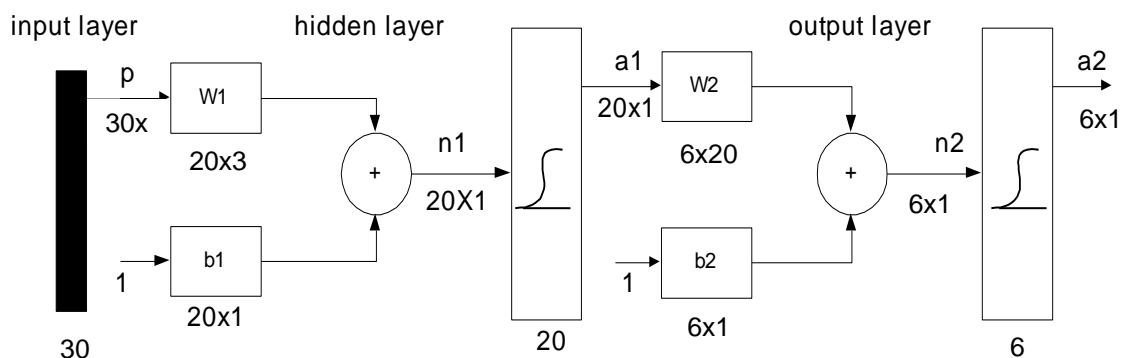
Gambar 4.14 Diagram Alir Pembangkitan Vektor Ciri

Vektor ciri diatas, akan digunakan sebagai target dalam JST yang dibandingkan dengan vektor ciri yang dihitung dari sinyal termodulasi yang diterima dari Pengirim. Proses perbandingan, dan pengelompokan dilakukan oleh modul klasifikasi. Proses klasifikasi secara sederhana dapat dilakukan dengan menghitung MSE antara vektor ciri database dengan vektor ciri sinyal yang diterima. MSE yang terkecil yang diperoleh akan menunjukkan kelas M-PSK yang dimaksud.

### 4.5.3. Modul Klasifikasi

Proses klasifikasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) pada penelitian ini menggunakan algoritma Backpropagation dengan *gradient descent momentum* dan *adaptive learning rate* untuk memperbaiki kecepatan komputasi. Jaringan Backpropagation dirancang dan dilatih untuk mengenali M-PSK sinyal termodulasi. Vektor masukan pada JST merupakan vektor ciri hasil identifikasi yang berukuran  $30 \times 1$ . Vektor target adalah vektor yang berukuran  $6 \times 1$  ( $M=2,4,8,16,32,64$ ) dengan posisi "1" pada posisi yang menyatakan sinyal termodulasi yang terlatih sedangkan lainnya dinyatakan dengan "0". Sebagai contoh, Sinyal termodulasi  $M=2$  dinyatakan dengan "1" pada elemen pertama vektor dan "0" pada elemen ke-2 sampai 6.

JST terdiri dari 30 elemen masukan pada *input layer* dan 6 neuron pada *output layer* untuk mengenali citra iris yang diinputkan. Penentuan jumlah *hidden layer* dan *hidden neurons* pada JST-BP biasanya dilakukan melalui proses *trial and error*. Jaringan Backpropagation yang digunakan terdiri dari 3 layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Hidden layer* terdiri dari 20 neuron. Fungsi transfer yang digunakan adalah *logarithmic sigmoid* yang sering digunakan pada jaringan backpropagation. JST tersebut dilatih sampai mencapai nilai  $SSE = 0.01$ .



Gambar 4.15 Arsitektur Jaringan Backpropagation

Gambar 4.15 merupakan proses yang mengolah vektor ciri masukan  $30 \times 1$  pada input layer dan menghasilkan keluaran vektor  $20 \times 1$  sebagai masukan pada hidden layer. Selanjutnya keluaran dari hidden layer digunakan sebagai masukan untuk mendapatkan keluaran pada output layer dengan vektor  $6 \times 1$  yang menunjukkan nilai dari hasil klasifikasi, dengan nilai terbesar pada salah satu titik sebagai kelas yang dikenali.

## BAB V

### ANALISA PERFORMANSI SISTEM

Performansi sistem pengklasifikasian modulasi M-PSK menggunakan Entropy Wavelet menjadi penting untuk diuji agar diketahui keberhasilan perancangan sistemnya. Pengujian dilakukan dengan bebapa variasi parameter, antara lain parameter tipe wavelet, model kanal, level dekomposisi, dan level noise. Dan sebagai tolok ukur kinerja sistem digunakan nilai keluaran JST, FAR dan FRR.

#### 5.1 Hasil Tahapan Proses

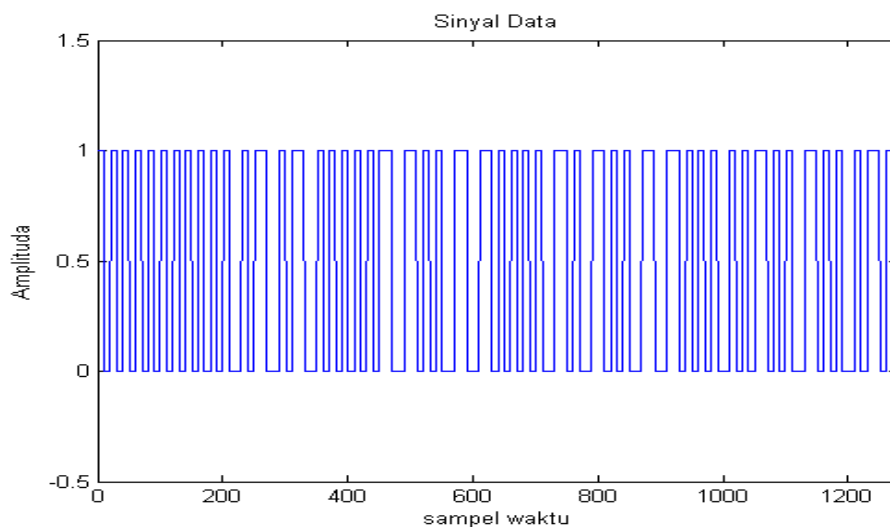
Hasil pengujian dengan berbagai variasi parameter dilakukan, dan setiap tahapan proses diperoleh hasilnya dan dicatat untuk selanjutnya dianalisa.

##### 5.1.1 Modul Transmisi

Didalam modul Transmisi terdapat beberapa proses yang dilakukan yaitu proses pembangkitan data, konversi dari biner ke simbol dan pemodulasi M-PSK.

###### 5.1.1.1. Pembangkitan Data

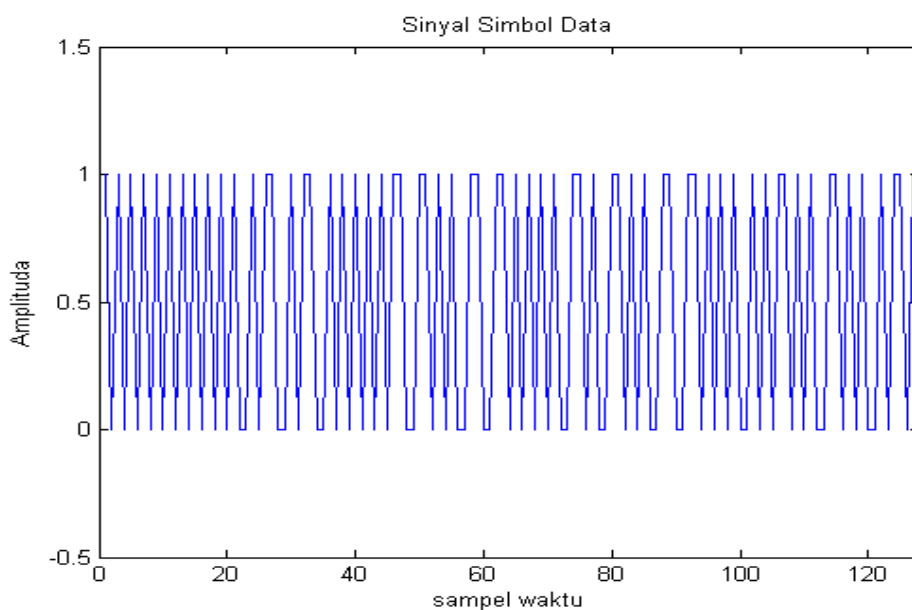
Salah satu modul didalam Encoder adalah modul untuk membangkitkan data digital yang akan dimodulasi dengan Modulator M-PSK.



Gambar 5.1. Sinyal data yang dibangkitkan

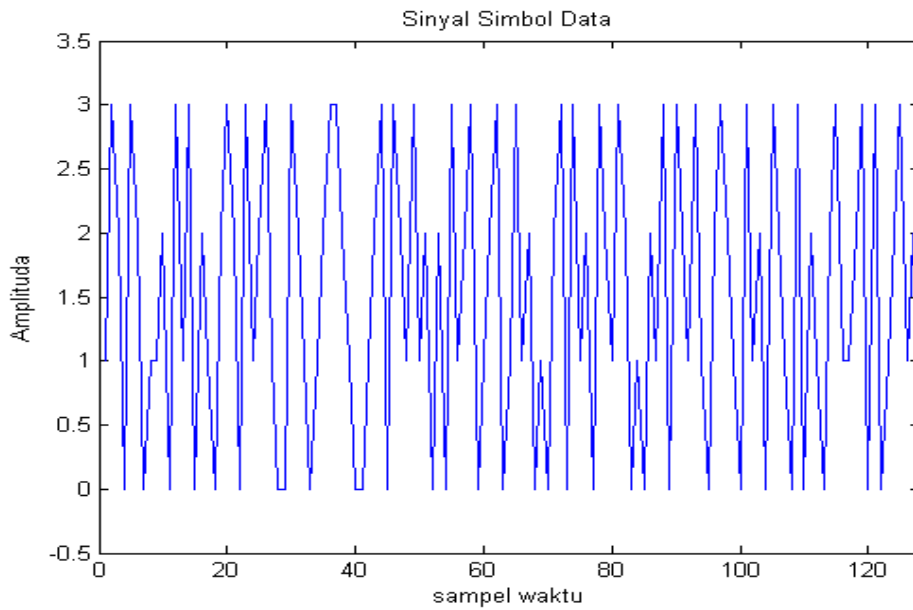
Hasil pembangkitan data ditunjukkan dalam kawasan waktu , seperti gambar 5.1. Gambar tersebut menyatakan deretan bit data yang akan dimodulasi dengan M-PSK. Bit data dibangkitkan secara random atau acak yang kemudian dikonversi ke dalam simbol data sesuai dengan jenis modulasi yang akan dilakukan.

Sedangkan hasil proses konversi bit data ke simbol data, ditunjukkan oleh gambar 5.2. Untuk modulasi B-PSK, maka nilai simbol yang ada adalah simbol 0 dan 1, yang dalam hal ini bit data dan simbol data sama.



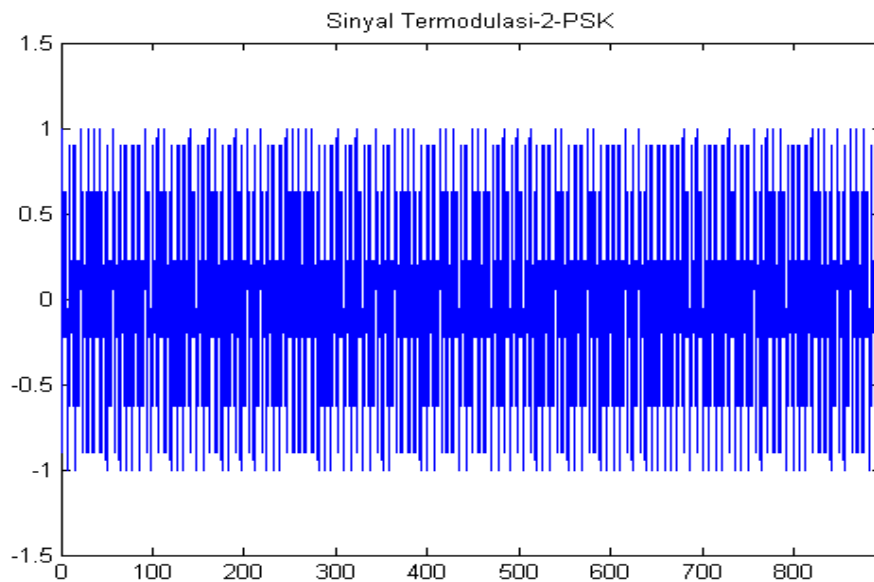
Gambar 5.2. Sinyal Simbol Data M=2

Untuk Modulasi M-PSK dengan nilai M=4, maka 1 simbol data dibentuk dari 2 bit data, sehingga cakupan nilai dari simbol adalah 0 sampai dengan 3, yang dinyatakan dengan pasangan bit 00, 01, 10, dan 11. dimana pasangan bit 00 menyatakan simbol 0, 01 sebagai nilai 1, 10 merepresentasikan 2 dan 11 menunjukkan nilai 3.



Gambar 5.3. Sinyal Simbol Data  $M=4$

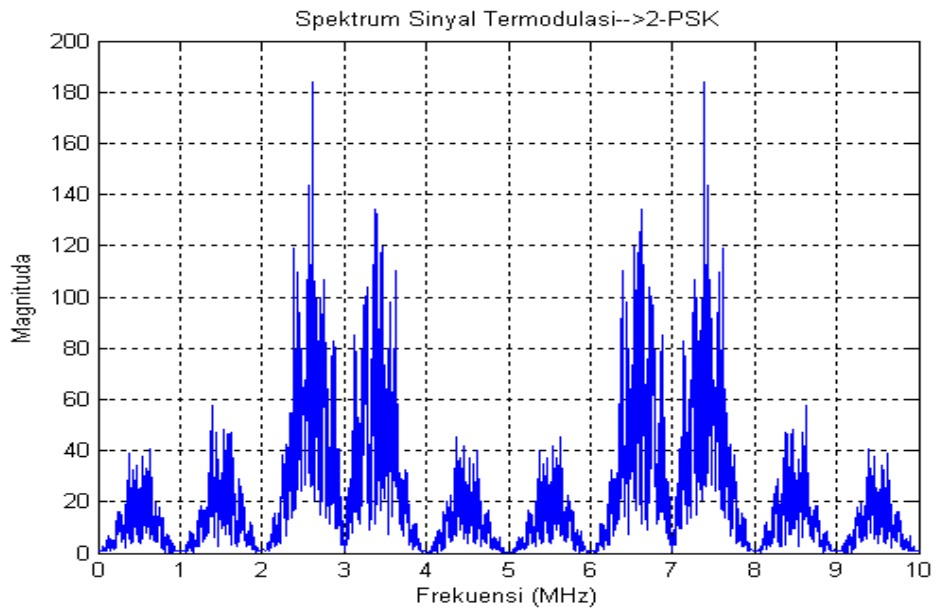
Setelah proses konversi bit ke dalam simbol, selanjutnya dimodulasi M-PSK. Gambar 5.4 menyatakan sinyal termodulasi M-PSK dengan  $M=2$ .



Gambar 5.4. Sinyal termodulasi BPSK

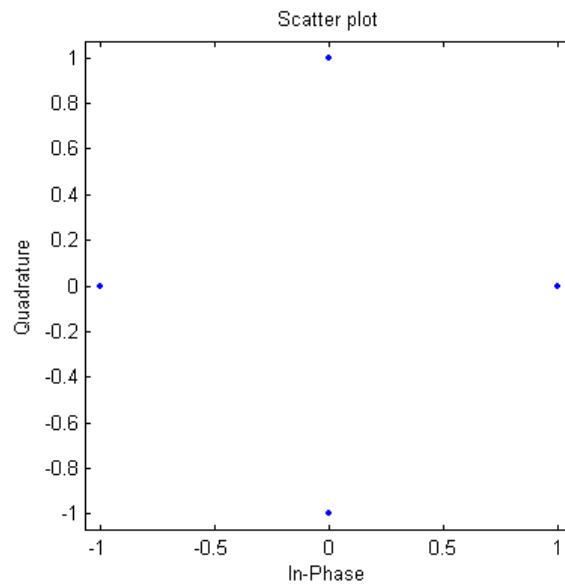
Gambar 5.5 menunjukkan spektrum sinyal termodulasi BPSK. Gambar tersebut menyatakan bahwa Sinyal termodulasi mempunyai Frekuensi tengah 3 Mhz dan Frekuensi sampling 10 Mhz.





Gambar 5.5 Spektrum sinyal termodulasi BPSK

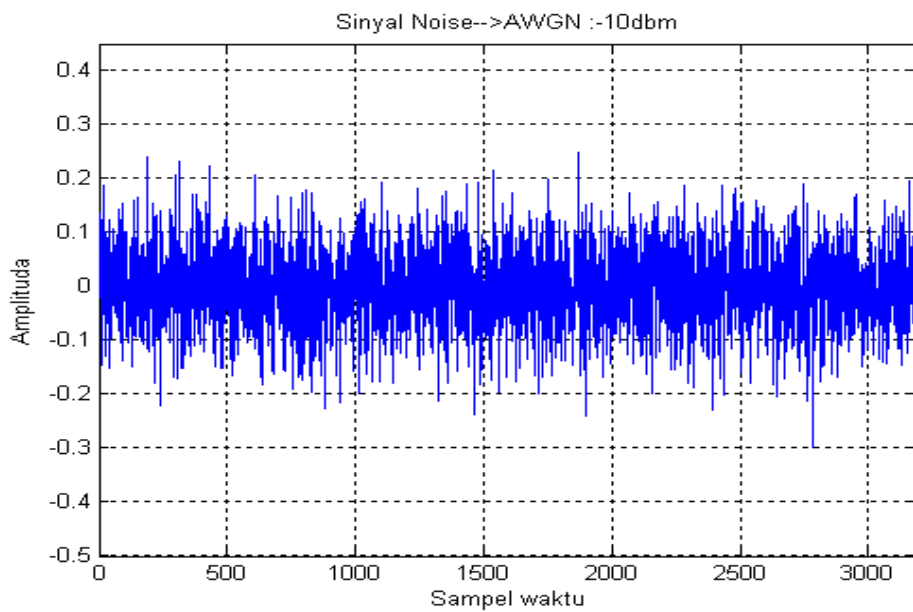
Sedangkan gambar scatterplot, untuk  $M=4$ , ditunjukkan dalam gambar 5.6. Gambar tersebut menyatakan adanya 4 phase didalam sinyal termodulasi, yaitu  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$ , dan  $270^\circ$ .



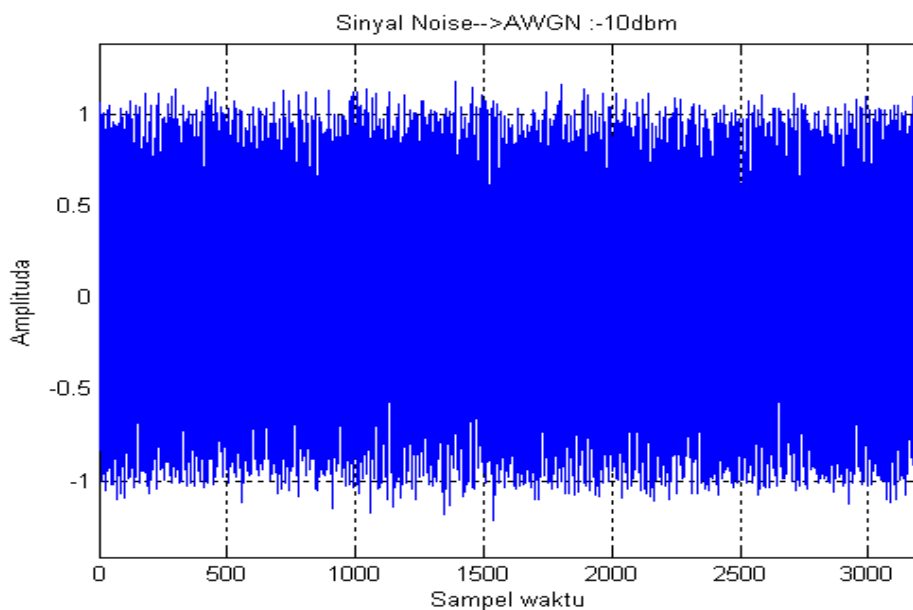
Gambar 5.6 Scatterplot Sinyal termodulasi QPSK.

### 5.1.1.2. Pembangkitan Model Kanal

Model kanal dilakukan dengan cara membangkitkan sinyal Additive White Gaussian Noise (AWGN) dengan level tertentu dalam dbm. Gambar 5.5 merupakan sinyal noise AWGN dengan level  $-10$  dbm yang memberikan pengaruh pada sinyal termodulasi dalam cakupan amplituda  $-0.03$  sampai dengan  $0.03$ .



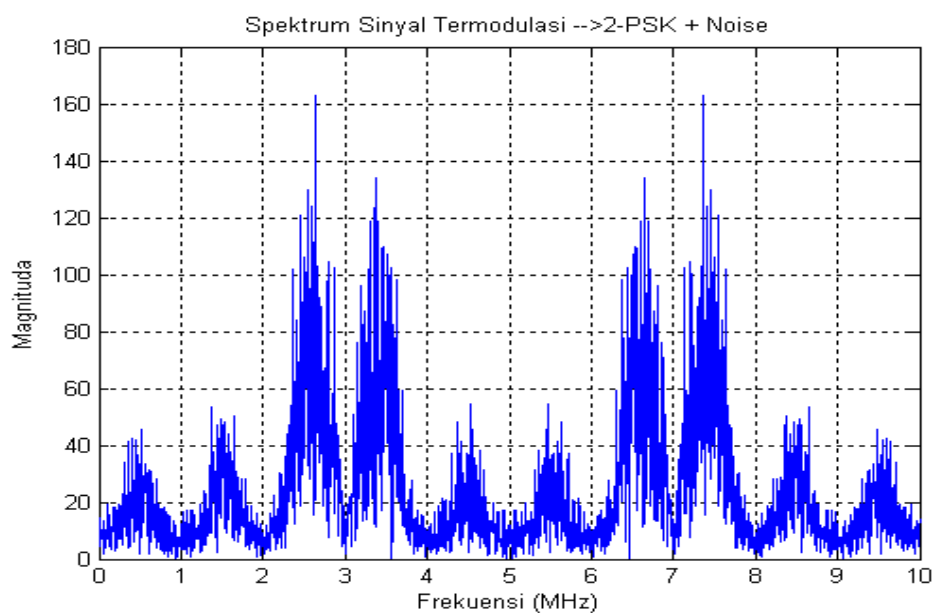
Gambar 5.5 Noise AWGN = -10 dbm



Gambar 5.6. Sinyal termodulasi BPSK + Noise

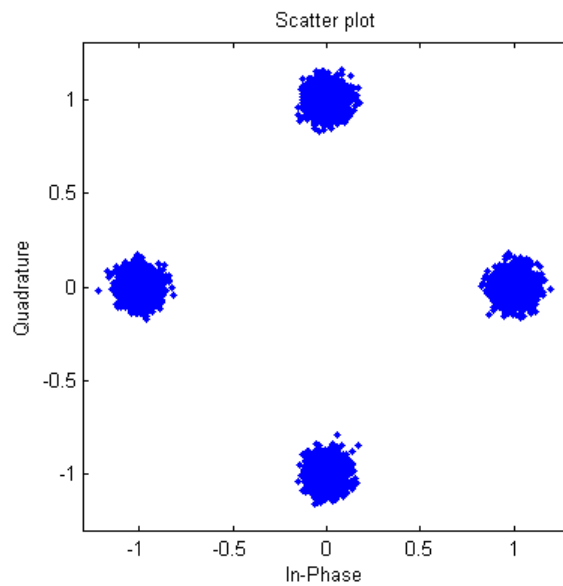
Dan hasil penambahan noise AWGN pada sinyal termodulasi, diperoleh gambar seperti ditunjukkan pada gambar 5.6 yang merupakan representasi sinyal termodulasi ditambah noise dalam kawasan waktu. Dari perlakuan kanal yang dihasilkan sistem diuji untuk mendapatkan kinerja sistem.

Untuk menyatakan sinyal termodulasi dalam kawasan frekuensi, digunakan *Discrete Fourier Transform* (DFT), yang hasilnya seperti ditunjukkan pada gambar 5.7. Gambar tersebut menyatakan bahwa frekuensi tengah dari sinyal termodulasi pada frekuensi 3 Mhz.



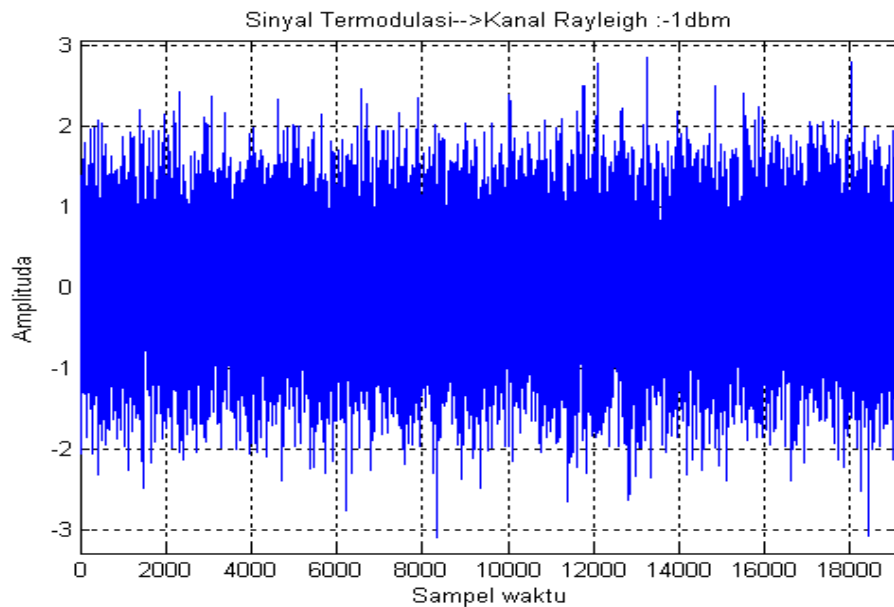
Gambar 5.7. Spektrum Sinyal termodulasi + Noise

Gambar 5.7 secara umum, menunjukkan adanya perbedaan antara spektrum sinyal termodulasi dengan sinyal termodulasi keluaran kanal AWGN, tetapi akan lebih jelas lagi perbedaannya jika dibandingkan scatterplot sinyal termodulasi antara keduanya. Gambar 5.8 merupakan gambar scatterplot sinyal termodulasi QPSK yang melewati kanal AWGN.



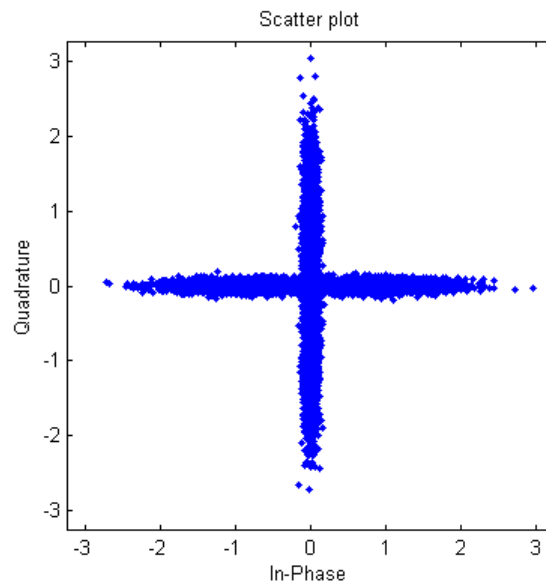
Gambar 5.8. Scatterplot sinyal termodulasi QPSK yang melewati kanal AWGN.

Dibandingkan dengan gambar 5.6, maka gambar 5.8 mempunyai konstelasi phase yang agak menyebar disekitar phase masing-masing phase. Hal ini disebabkan oleh pengaruh kanal AWGN.



Gambar 5.9. Sinyal termodulasi QPSK + Kanal Rayleigh

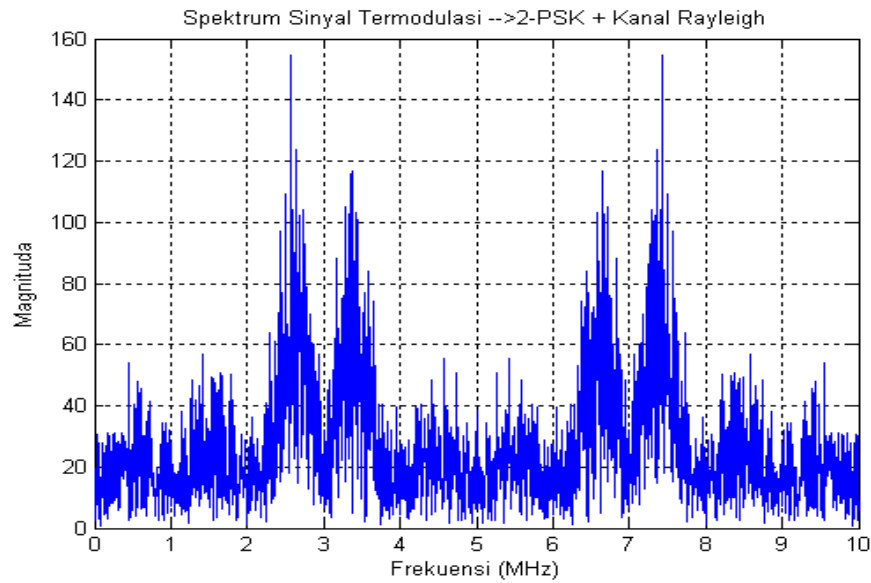
Gambar 5.9 merupakan sinyal termodulasi QPSK yang dilewatkan pada kanal Rayleigh. Untuk mengamati pengaruh kanal Rayleigh pada sinyal termodulasi, maka digunakan Scatterplot untuk menampilkan susunan atau kostelasi phasa dari sinyal. Gambar 5.10 merupakan scatterplot dari sinyal termodulasi yang dipengaruhi kanal Rayleigh.



Gambar 5.10. Scatterplot Sinyal temodulasi QPSK + Kanal Rayleigh

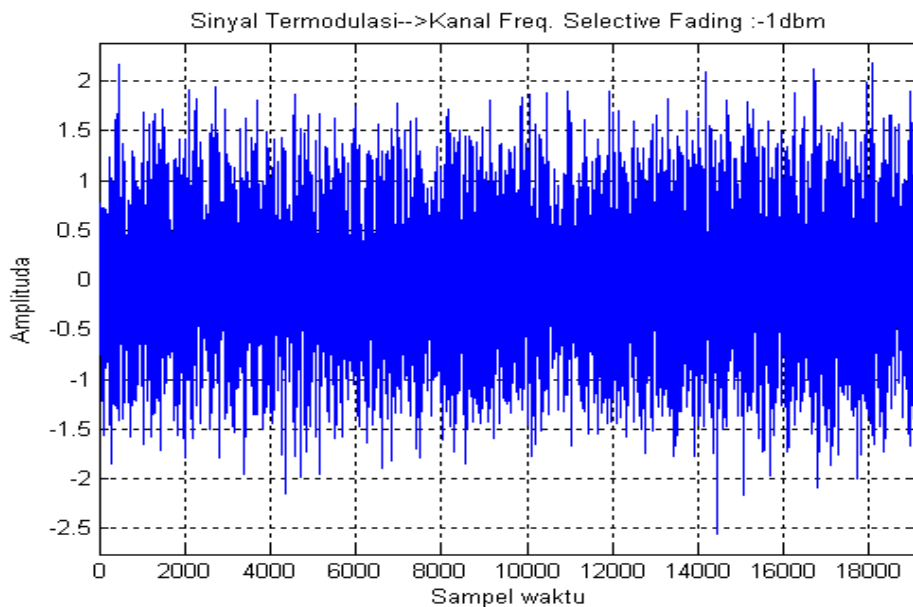
Gambar 5.10 tersebut menyatakan bahwa pengaruh kanal Rayleigh menyebabkan pergeseran atau perubahan phasa disepanjang sumbu yang sephasa yang berarti Rayleigh mempengaruhi sinyal termodulasi dengan perubahan level dari sinyal.

Gambar 5.11 menyatakan spektrum dari sinyal termodulasi keluaran dari kanal Rayleigh. Dibandingkan dengan spektrum sinyal termodulasi keluaran AWGN, ternyata spektrum ini lebih banyak dipengaruhi noise dan model kanal Rayleigh.



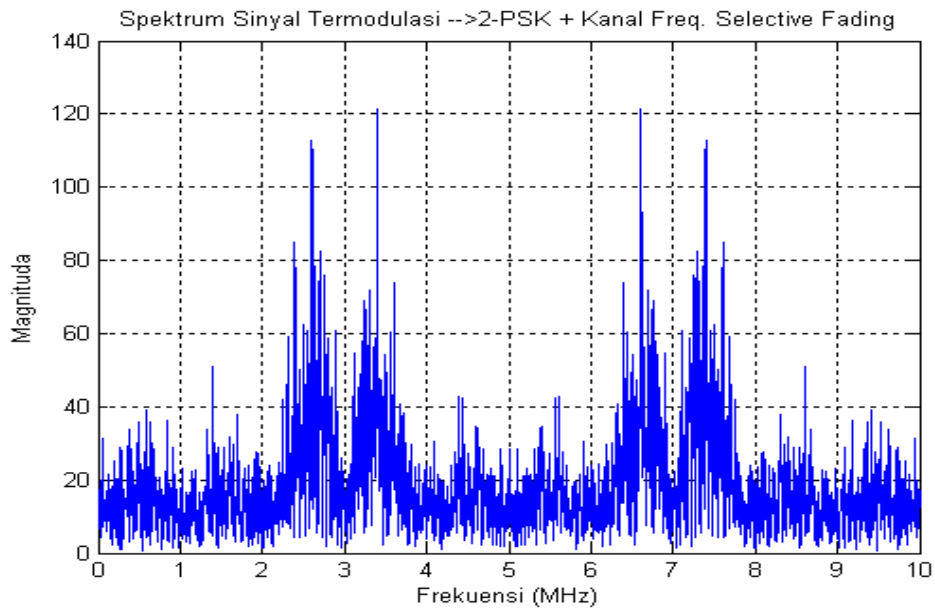
Gambar 5.11. Spektrum Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Rayleigh.

Gambar 5.12 merupakan sinyal termodulasi yang dilewatkan pada kanal fading frekuensi selektif. Didalam model kanal fading frekuensi selektif ini diberikan komponen tunda yang menyatakan multipath fading, dan dengan beberapa level redaman.

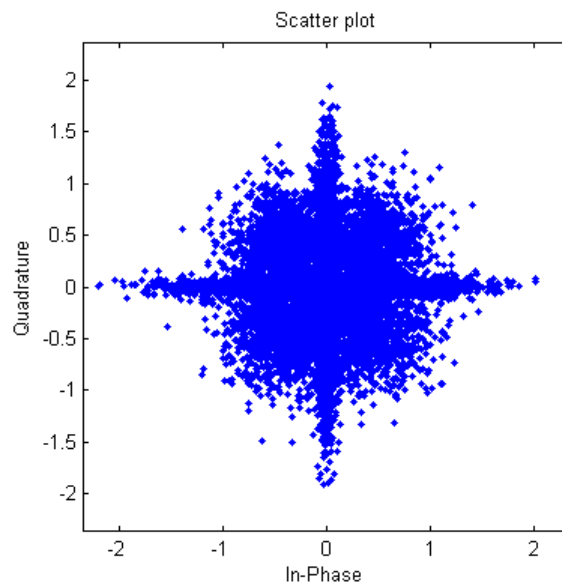


Gambar 5.12. Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekuensi Selektif.

Dan hasilnya, keluaran dari kanal fading frekuensi selektif ini sangat merusak sinyal termodulasi M-PSK. Terlihat dari spektrum sinyal dan konstelasi phasa yang pada level atau amplituda yang kecil, konstelasi phasanya menyatu dan sulit untuk membedakan phasanya.



Gambar 5.13. Spektrum Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekuensi Selektif.



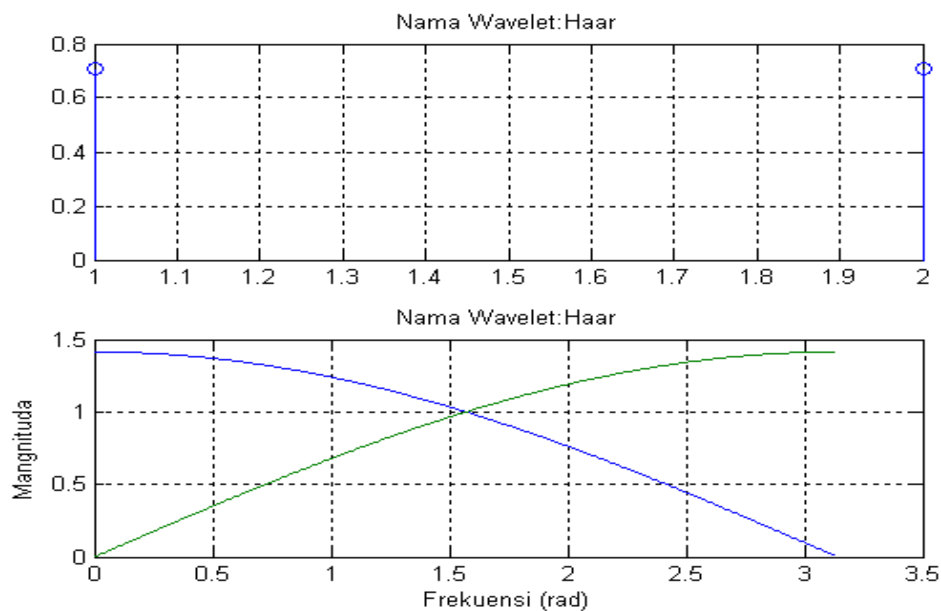
Gambar 5.14. Scatterplot Sinyal Termodulasi QPSK + Kanal Fading Frekuensi Selektif.

### 5.1.3. Hasil Dekoder (Penerima)

Didalam proses Dekoder terdapat beberapa modul proses, yang terdiri dari modul dekomposisi sinyal untuk mendapatkan entrophy atau jumlah informasi dari sinyal dan modul klasifikasi dengan menggunakan JST.

#### 5.1.3.1. Respon Frekuensi Filter Wavelet

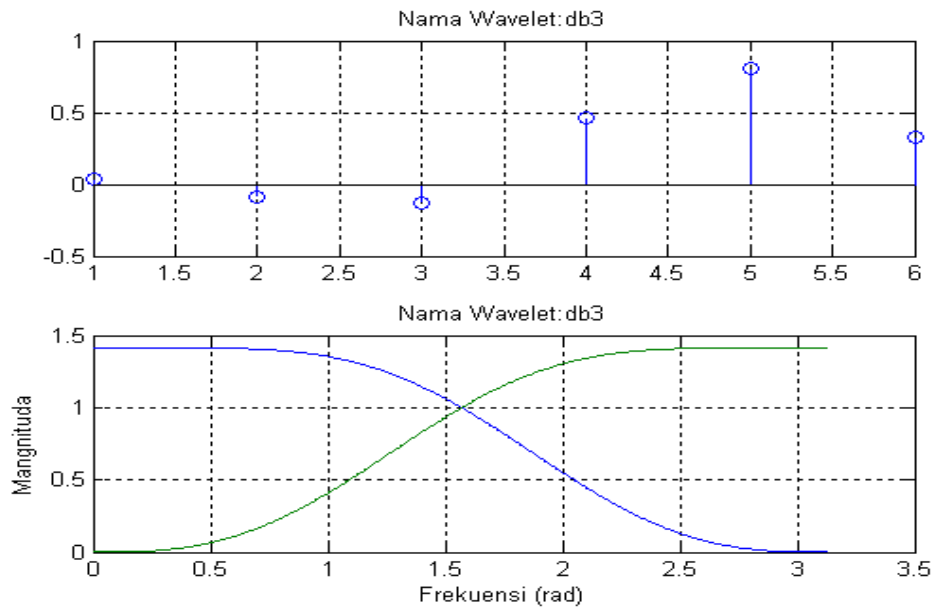
Untuk menunjukkan proses dikomposisi sinyal dilakukan, maka ditunjukkan respon frekuensi filter wavelet yang digunakan untuk memfilter atau mendekomposisi sinyal ke dalam beberapa band.



Gambar 5.15 Respon Impulse dan Frekuensi Filter wavelet Haar

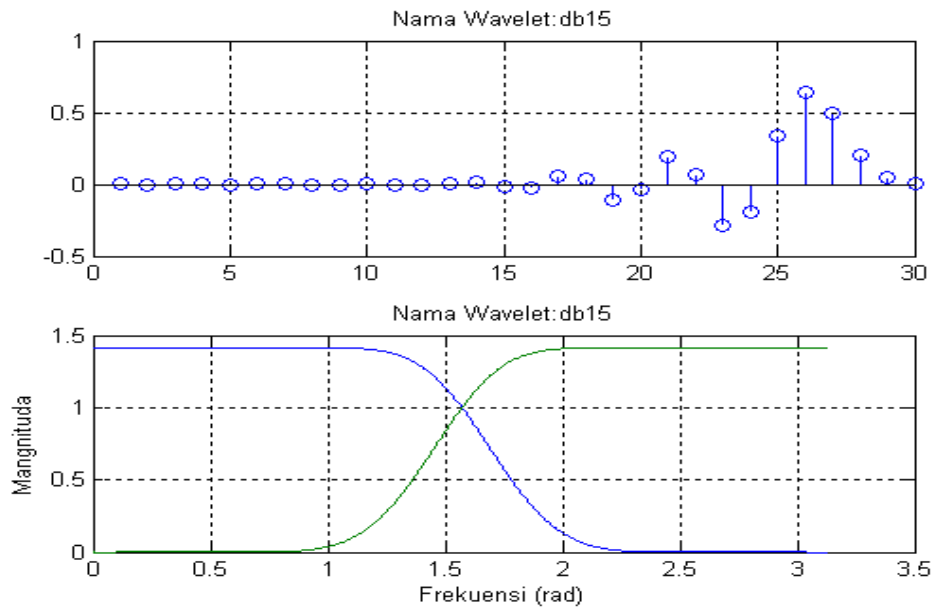
Gambar 5.15 menunjukkan respon impulse dan respon frekuensi filter wavelet Haar, yang sama dengan filter wavelet jenis yang lain orde 1. Tipe wavelet haar ini merupakan tipe filter yang paling sederhana untuk digunakan.



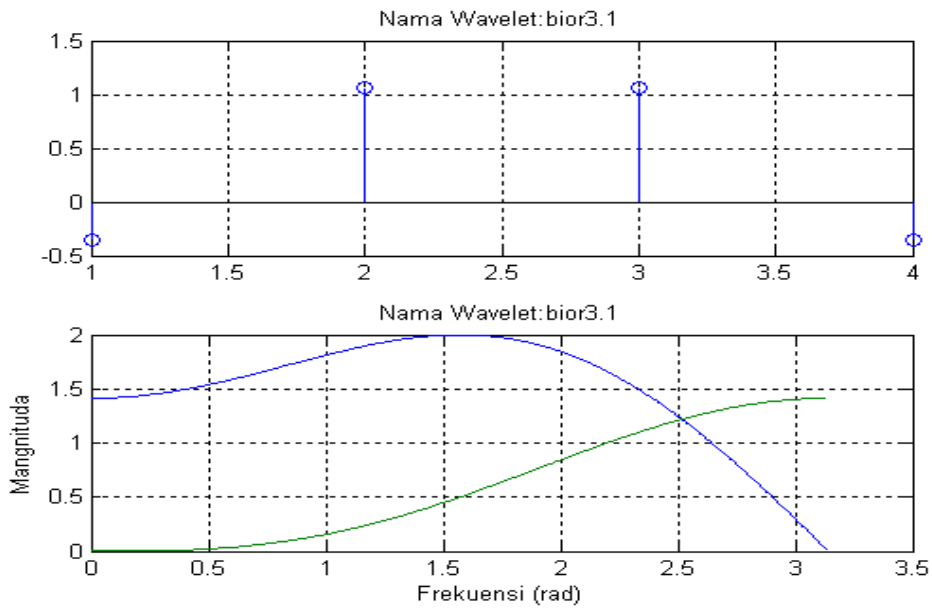


Gambar 5.16 Respon Impulse dan Frekuensi Filter wavelet Daubechies 3

Gambar 5.16, 5.17 dan 5.18 merupakan respon impulse dan respon frekuensi dari filter wavelet Daubechies 3, Daubechies 15 dan Bior3.1 yang menunjukkan bahwa filter yang digunakan adalah filter low pass dan filter high pass.



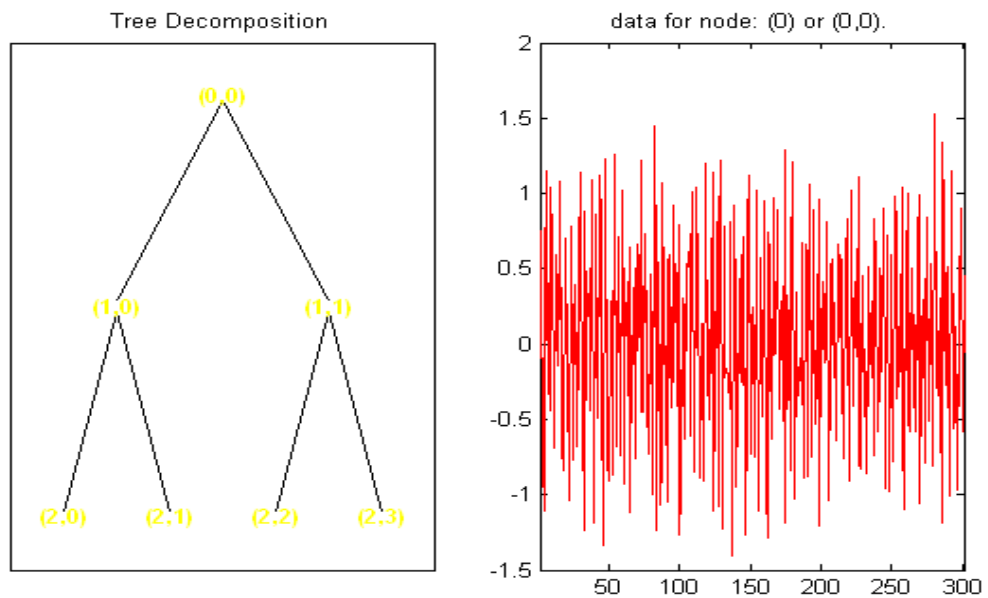
Gambar 5.17 Respon Impulse dan Frekuensi Filter wavelet Daubechies 15.



Gambar 5.18 Respon Impulse dan Frekuensi Filter Bior3.1

Ketiga tipe Wavelet tersebut yang digunakan untuk mendekomposisi sinyal termodulasi.

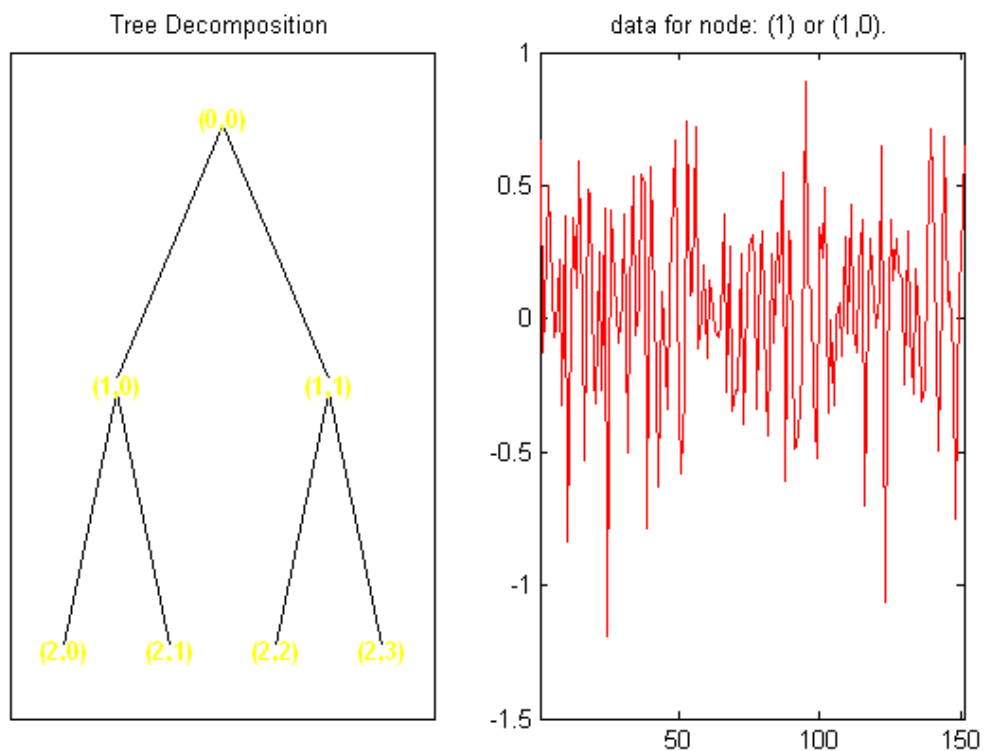
### 5.1.3.2. Dekomposisi Wavelet



Gambar 5.19 Hasil Dekomposisi Wavelet Paket untuk Level = 2

Proses dekomposisi Wavelet dilakukan untuk mengekstraksi informasi yang ada didalam sinyal termodulasi, dengan membagi atau memecah sinyal tersebut ke dalam band-band frekuensi.

Sinyal termodulasi terdekomposisi digambarkan oleh gambar 5.19 yang menunjukkan pada dekomposisi level=1, sinyal media dibagi kedalam 2 band frekuensi, yaitu band frekuensi rendah (komponen aproksimasi) dan band frekuensi tinggi (komponen detail).



Gambar 5.20 Hasil dekomposisi sinyal pada node (1) atau (1,0)

### 5.1.3.3. Hasil Entropy Shannon

Setelah proses dekomposisi seperti ditunjukkan pada gambar 5.18 dan 5.19, selanjutnya sinyal tersebut dianalisa dan dihitung nilai entropy masing-masing band. Untuk dekomposisi level = 1, didapatkan 2 band frekuensi, dengan demikian akan diperoleh 2 nilai entropy. Tabel 5.1 menunjukkan nilai entropy untuk level 1 sampai dengan 4 dan jenis modulasi M-PSK untuk  $M=2,4,8,16,32$  dan 64. Nilai Entropy inilah yang digunakan sebagai vektor ciri yang selanjutnya akan dimasukkan ke dalam sistem JST.

Tabel 5.1. Entrophy Shannon M-PSK untuk Level 1 s/d 4

Level	M-PSK					
	2	4	8	16	32	64
1	779.95	375.49	251.80	187.80	156.56	125.71
	945.91	307.19	231.22	173.73	145.73	107.35
2	604.08	215.52	138.81	106.38	83.64	70.58
	453.63	-99.29	-38.05	-56.09	-33.98	-29.91
	625.85	262.93	175.59	128.91	109.97	89.30
	-1860.57	-1229.06	-746.01	-632.64	-468.07	-380.88
3	139.08	69.25	49.43	35.42	26.60	23.12
	334.02	125.30	77.94	51.51	45.85	36.07
	-13.84	-176.92	-138.69	-59.93	-63.11	-31.75
	159.28	114.05	64.78	56.37	44.09	34.00
	170.66	97.18	63.71	45.90	39.05	32.02
	286.98	130.63	85.43	54.44	43.56	36.41
	-3026.80	-941.22	-558.55	-417.95	-308.86	-273.09
	100.12	-8.36	-4.74	-0.51	-15.97	3.66
4	55.72	21.61	15.40	12.88	9.79	7.38
	136.56	55.16	40.67	29.58	23.08	18.50
	119.16	48.02	36.25	24.68	22.69	16.55
	114.82	43.19	38.70	27.78	23.88	18.28
	-153.38	-132.67	-70.04	-50.65	-29.85	-25.69
	75.04	41.77	2.12	-2.28	-15.19	-13.19
	140.52	57.03	32.71	27.84	22.01	19.08
	71.15	-23.86	-17.02	-17.51	-11.90	-8.06
	68.73	39.97	24.01	16.97	15.00	10.37
	135.97	46.29	33.42	28.42	22.08	18.40
	118.51	42.12	34.56	33.65	23.07	20.14
	101.31	9.05	24.61	25.91	16.41	18.37
	-2770.91	-541.31	-328.97	-254.62	-168.21	-105.90
	-66.45	-59.94	-157.70	-159.50	-125.20	-103.17
110.31	45.16	21.17	9.19	7.97	10.70	
-21.87	-201.00	-137.12	-84.53	-100.54	-82.57	

Panjangnya vektor ciri (L) tergantung dari level dekomposisi, dimana L sama dengan dua pangkat level dekomposisi. Dari hasil percobaan dibuatkan tabel, hasilnya ada yang fluktuatif nilai hasilnya ini dikarenakan karena sifat dari noise yang tidak menentu, kadang mengikuti aturan dari rumus yang sudah diberikan, dapat bernilai positif normal, positif dengan nilai lebih kecil atau lebih besar, bahkan bisa sangat ekstrem besar positif maupun besar negatif.

#### 5.1.3.4. Keluaran JST

Sebagai keluaran dari JST adalah nilai yang menunjukkan bobot yang teridentifikasi terbesar dari M-PSK yang dideteksi merupakan nilai M-nya yang berkesesuaian. Keluaran JST merupakan vektor dengan dimensi 1 x 6, dimana seharusnya keluaran 1 menyatakan M=2, keluaran 2 sebagai M=4, keluaran 3 sebagai M=8, keluaran 4 sebagai M=16, keluaran 5 sebagai M=32, keluaran 6 sebagai M=32. Dari hasil tersebut ternyata pada 8-PSK seharusnya M=8 keluaran 0.34, ternyata bobot terbesar 0.60 pada M=16 ; pada 16-PSK seharusnya M=16 keluaran 0.62, ternyata bobot terbesar 0.92 pada M=64 dan pada 32-PSK seharusnya M=32 keluaran 0.32, ternyata bobot terbesar 0.50 pada M=16. Hal ini merupakan fenomena yang seharusnya tidak terjadi ini ada kemungkinan dari sifat noise yang selalui berubah-ubah, baik itu dalam fasa, amplitudo dan frekwensinya.

Tabel 5.2. Keluaran JST untuk M-PSK yang berbeda

<b>M-PSK</b>	<b>BPSK</b>	<b>QPSK</b>	<b>8-PSK</b>	<b>16-PSK</b>	<b>32-PSK</b>	<b>64-PSK</b>
2	<b>0.97</b>	0.03	0.02	0.00	0.00	0.01
4	0.00	<b>1.00</b>	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.02	0.02	<b>0.34</b>	0.31	0.00	0.00
16	0.11	0.05	0.60	<b>0.62</b>	0.50	0.58
32	0.28	0.13	0.10	0.30	<b>0.32</b>	0.31
64	0.00	0.65	0.00	0.92	0.03	<b>0.95</b>

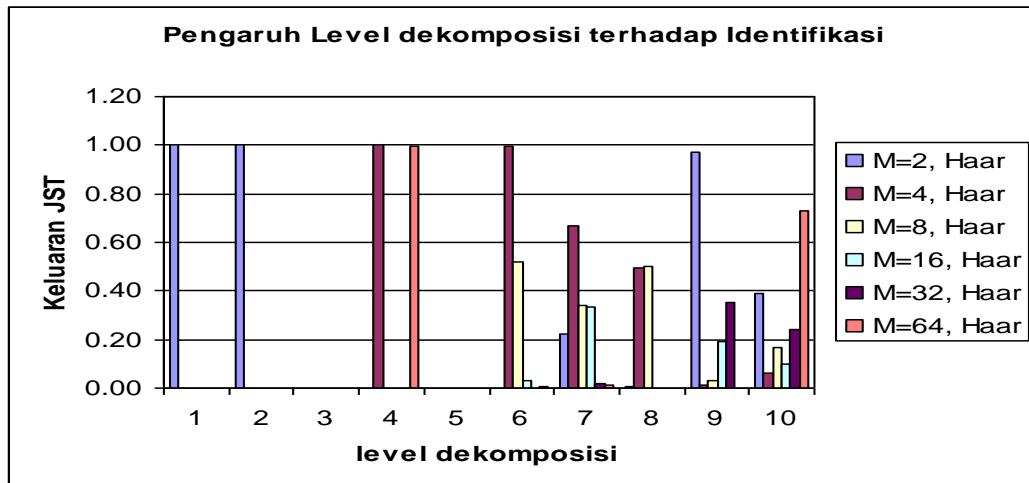
Tabel 5.2 diatas menyatakan bahwa untuk jenis modulasi M-PSk dengan M=2, keluaran JST terbesar pada kolom 1, M=4, keluaran JST terbesar pada kolom 2, dan seterusnya.

## 5.2. Analisa Data Pengujian

### 5.2.1. Pengaruh Level Dekomposisi

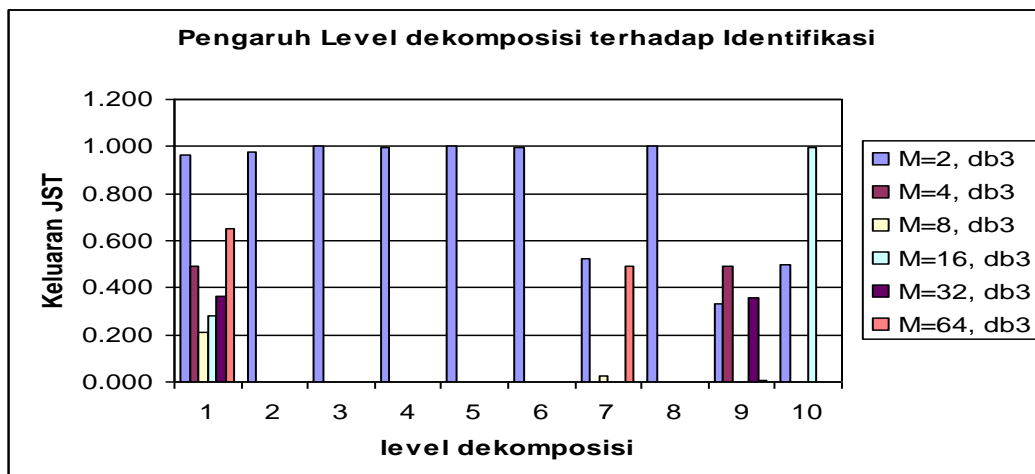
Pengujian dengan variabel level dekomposisi dilakukan untuk mengetahui pengaruh level dekomposisi pada kinerja sistem dalam hal ini dinyatakan dengan keluaran JST. Hasil pengujian sistem pengklasifikasian modulasi M-PSK dengan parameter level dekomposisi diperoleh data seperti ditunjukkan dalam Gambar 5.21 dan menyatakan bahwa semakin besar level dekomposisi, maka semakin besar pula keluaran JST untuk nilai M yang semakin besar. Dengan kata lain, semakin besar nilai M, maka semakin besar

level dekomposisi yang diperlukan agar dapat mengidentifikasi dan mengenali jenis modulasi sinyal.



Gambar 5.21 Pengaruh level dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe wavelet Haar

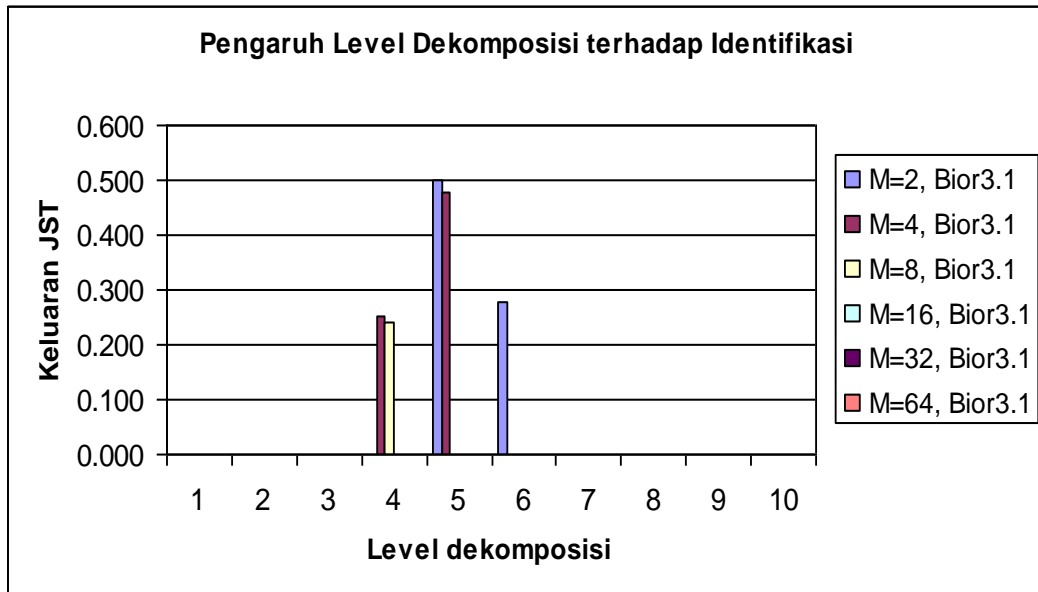
Pada hasil percobaan pada level gambar 5.20 mengalami fluktuatif pada keluaran JST yang tidak merata pada level besar dan kecil dan tidak beraturan pada level besar hal ini dimungkinkan karena pengaruh noise, yang mana memiliki sifat yang berubah-ubah acak.



Gambar 5.22 Pengaruh level dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe wavelet Daubechies 3

Hasil pengujian dengan tipe wavelet db3, diperoleh seperti ditunjukkan pada gambar 5.22 yang menyatakan bahwa untuk diperoleh M=2 dapat dikenali untuk setiap level dekomposisi, sedangkan M yang lain, hanya pada level

dekomposisi tertentu saja yang dikenali. Hal ini karena semakin besar M, maka diperlukan detail informasi yang lebih banyak dengan cara mendekomposisi sinyal dengan level yang lebih banyak. Pengaruh ini disebabkan karena sifat Noise yang random.



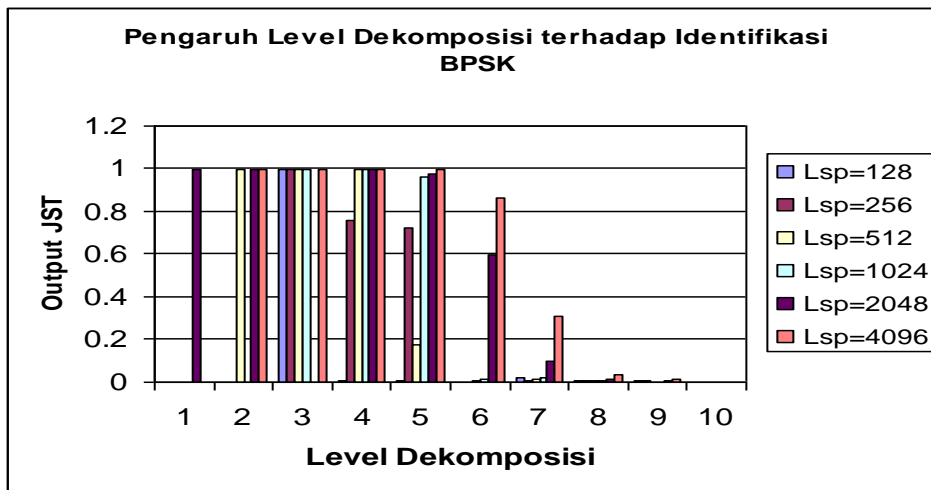
Gambar 5.23 Pengaruh level dekomposisi terhadap Identifikasi untuk tipe wavelet Biorthogonal 3.1

Sedangkan gambar 5.23 menunjukkan hasil pengujian untuk tipe wavelet bior3.1. Gambar tersebut menunjukkan bahwa hanya pada level dekomposisi = 3,4, dan 5 saja yang dapat mengenali tipe modulasi M=2,4, dan 8. Untuk tipe modulasi dan level dekomposisi yang lainnya tidak dikenali.

Dengan demikian tipe wavelet bior3.1 tidak dapat digunakan didalam sistem pengklasifikasian modulasi M-PSK ini. Pada wavelet biorthogonal hasil gambar yang diperoleh tidak menunjukkan keluaran yang significant untuk sebagai dekomposisi, wave biorthogonal ini tidak kebal terhadap noise yang diberikan. Karena noise memiliki sifat random sehingga wavelet tidak dapat menguraikan dengan baik level-level sinyal yang bervariasi, dan hanya dapat menguraikan level sinyal tertentu saja seperti diuraikan diatas, sedangkan level sinyal diluar itu teredam 0.

### 5.2.1. Pengaruh Panjang Sampel

Gambar 5.24 menunjukkan pengaruh panjang sampel sinyal ( $L_{sp}$ ) yang diambil untuk proses identifikasi.

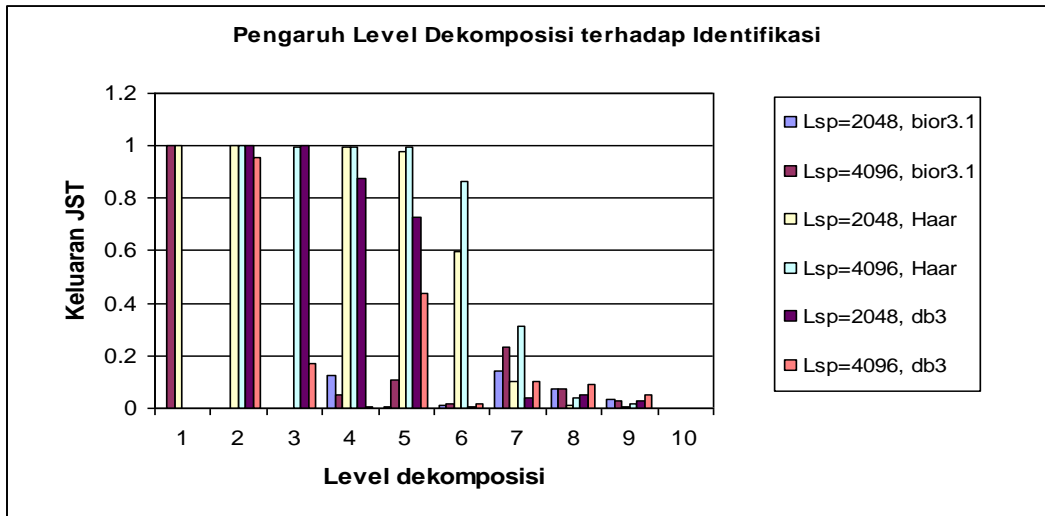


Gambar 5.24 Pengaruh Level dekomposisi untuk Panjang Sampel yang berbeda

Gambar 5.24 tersebut menunjukkan, bahwa semakin besar nilai  $L_{sp}$ , maka semakin besar keluaran JST atau semakin mudah untuk mengklasifikasi jenis modulasinya, hal ini ditunjukkan dengan nilai keluaran JST yang besar seperti untuk  $L_{sp}=4096$ . Untuk  $L_{sp} = 128$  sampel, sistem hanya mampu mengenali jenis modulasi pada level dekomposisi =3, sedangkan  $L_{sp} = 512$  mampu mengenali untuk level dekomposisi = 2,3,4 dan 5. Dan untuk  $L_{sp} = 4096$  mampu mengenali tipe modulasi untuk level dekomposisi = 2,3,4,5,6 dan 7. Dan semakin besar level dekomposisi, maka semakin kecil keluaran JST untuk semua nilai  $L_{sp}$ . Hal ini karena sinyal informasi ditambah noise yang berasal dari entropi shannon diberikan tersebut tidak mampu dihitung oleh JST yang mana mengakibatkan output menjadi sangat kecil hampir nol.

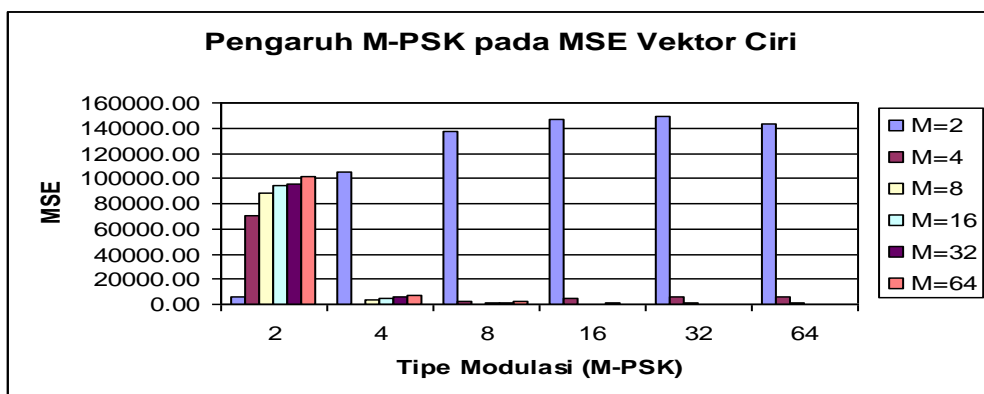
Gambar 5.25 menunjukkan hasil pengujian untuk Tipe Wavelet yang berbeda. Hasil tersebut menyatakan bahwa tipe wavelet Haar (warna kuning dan hijau) memberikan tingkat pengenalan yang lebih baik, karena nilai keluaran JST yang besar untuk tipe wavelet ini dibandingkan dengan tipe wavelet bior3.1 (warna ungu dan coklat tua), serta tipe wavelet db3 (warna biru tua dan coklat). Dan untuk level dekomposisi yang semakin besar, maka semakin kecil keluaran JST.





Gambar 5.25 Pengaruh Level dekomposisi untuk Tipe Wavelet yang berbeda  
Keadaan ini dikarenakan masing-masing tipe wavelet memiliki kekurangan dan kelebihan dan harus disesuaikan pemakaiannya pada kondisi yang bagaimana atau saat seperti apa sistem yang digunakan.

Gambar 5.26 merupakan nilai MSE dari vektor ciri target dengan data uji, yang menunjukkan bahwa untuk  $M=2$ , maka MSE terkecil terdapat pada tipe modulasi BPSK (warna ungu untuk  $M=2$ ), sedangkan untuk tipe modulasi yang lain, mempunyai nilai MSE yang cukup besar (warna ungu untuk  $M$  tidak sama dengan 2). Demikian juga untuk  $M=64$  (warna coklat), dimana MSE semakin kecil menuju  $M=64$ . Namun MSE yang baik pada 4,8,16,32 & 64.



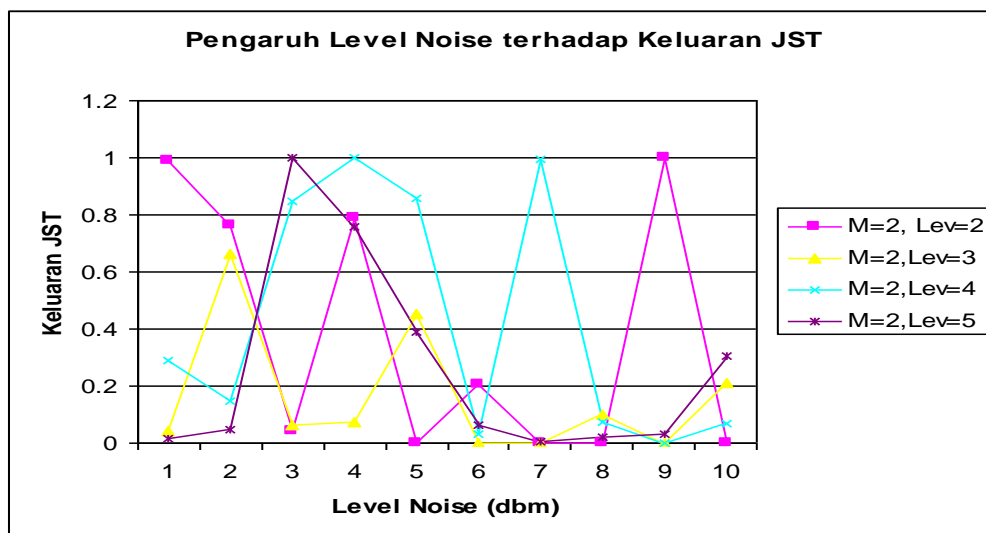
Gambar 5.26 Pengaruh Level dekomposisi untuk Tipe Modulasi yang berbeda  
Pengaruh M-PSK pada MSE vektor Ciri memiliki grafik seperti gambar tersebut dikarenakan JST mengalami penghitungan yang keliru dimungkinkan oleh pengaruh dari noise yang turut dimasukan pada kanal.

### 5.2.3. Pengaruh Model Kanal

Pengujian kehandalan sistem identifikasi dilakukan dengan cara memberikan noise, sebagai pemodelan kanal. Model kanal yang digunakan adalah kanal AWGN, kanal Rayleigh, dan kanal fading Frekuensi Selektif.

#### 5.2.3.1. Kanal AWGN

Pengujian yang dilakukan terhadap sistem pengklasifikasian Modulasi dalam hal pengaruh noise ditunjukkan pada gambar 5.27. Gambar 5.27 menunjukkan semakin besar level noise, maka semakin kecil keluaran JST yang diperoleh untuk level dekomposisi 3 (warna kuning) dan 5 (warna ungu). Semakin kecil keluaran JST ini dilihat dari kecenderungan grafik yang menurun walaupun pada level tertentu memberikan JST yang besar.

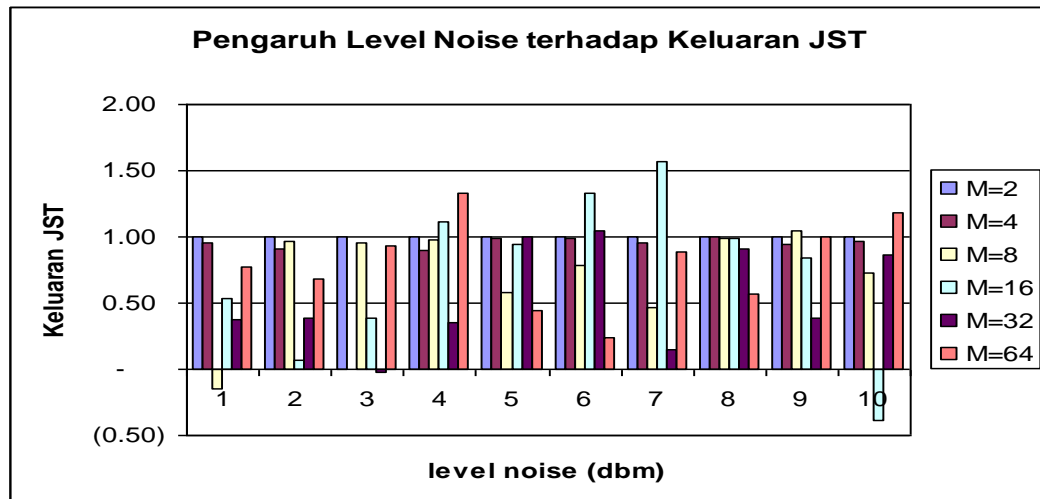


Gambar 5.27 Pengaruh Level noise terhadap Indentifikasi

Hal ini dimungkinkan karena sumber sinyal modulasi yang ditumpangi oleh noise, yang mana sifat dari noise yang berubah-ubah acak dan tidak tentu sehingga hasil keluaran turut berpengaruh. Pengujian ini di dasarkan pada 1X6 , dimana M yang diset dalam pengujian terbatas pada M yang terbatas 2,4,8,16,32,64. Jadi semakin banyak level noisenya maka keakuratannya tidak dapat dipercaya.

Gambar 5.28 merupakan hasil pengujian terhadap sistem dengan variabel level noise. Level noise ini mempengaruhi sinyal termodulasi M=2 (warna ungu) cukup kecil dibandingkan pada jenis modulasi yang lain, hal ini ditunjukkan dengan keluaran JST yang hampir mendekati 1 untuk semua nilai

level noise. Karena untuk level noise yang sama lebih mudah membedakan 2 fasa daripada 4 fasa atau lebih. Sedangkan untuk M yang lainnya terdapat perubahan yang besar pada keluaran JST, dengan nilai keluaran JST yang naik turun.

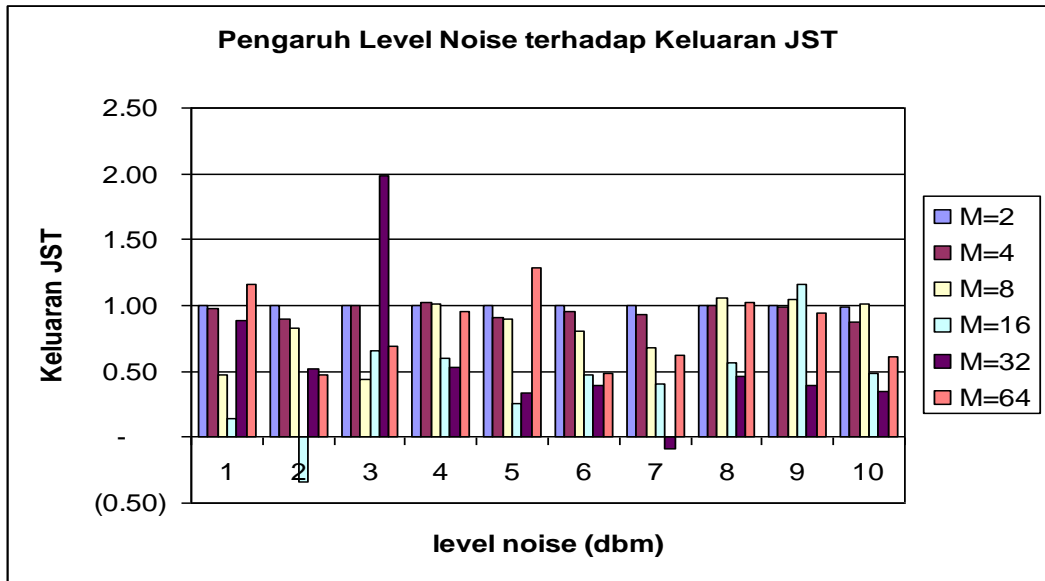


Gambar 5.28. Pengaruh level noise untuk Nilai M yang berbeda

### 5.2.3.2. Kanal Rayleigh

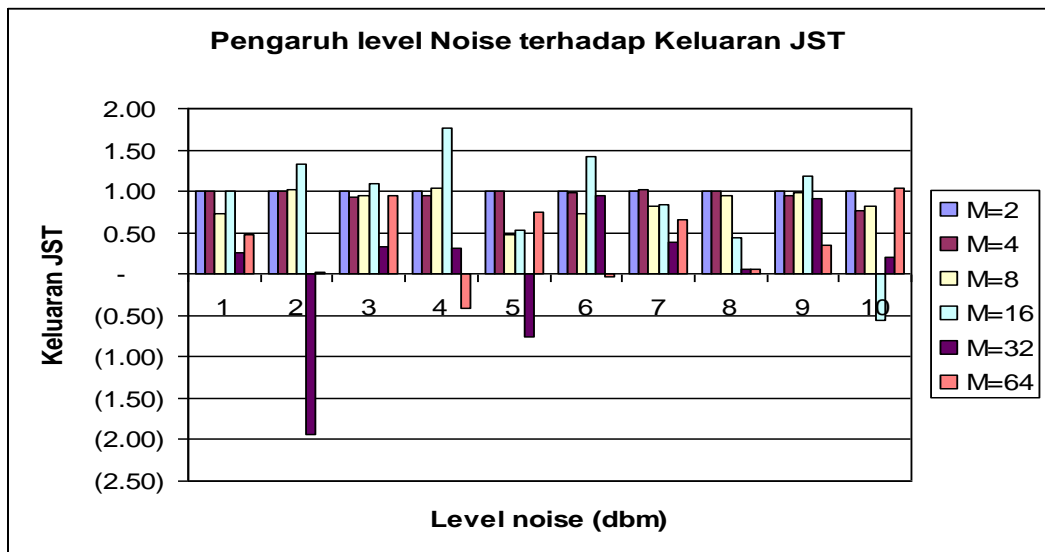
Gambar 5.28 menunjukkan bahwa kanal Rayleigh berpengaruh lebih besar untuk level noise yang semakin besar, hal ini ditunjukkan dengan semakin kecilnya nilai keluaran JST untuk M yang semakin besar. Untuk M yang kecil (2), kanal rayleigh sedikit sekali pengaruhnya yang ditunjukkan dengan keluaran JST yang besar dan lebih besar dibandingkan keluaran JST untuk M =4,16,32 dan 64.

Sama halnya dengan kanal AWGN hal ini dimungkinkan karena sumber sinyal modulasi yang ditumpangi oleh noise, yang mana sifat dari noise yang berubah-ubah acak dan tidak tentu sehingga hasil keluaran turut berpengaruh. Seperti terlihat pada gambar 5.29, ada satu diagram batang yang tinggi sendiri, karena kemungkinan saat itu terjadi fluktuatif level noise yang disebabkan dari sumber itu sendiri, bahkan dapat pula karena spike tegangan yang terjadi pada jala-jala tegangan sumber. Pengujian ini didasarkan pada 1X6, dimana M yang diset dalam pengujian terbatas pada M yang terbatas 2,4,8,16,32,64. Jadi semakin banyak level noisenya maka keakuratannya tidak dapat dipercaya.



Gambar 5.29. Pengaruh level noise untuk level dekomposisi yang berbeda

### 5.2.3.3. Kanal Frequency Selective Fading



Gambar 5.30. Pengaruh kanal Fading Frekuensi Selektif

Demikian juga dengan gambar 5.30 yang menyatakan bahwa untuk level noise yang semakin besar maka keluaran JST semakin kecil untuk M yang semakin besar, dan untuk M=2, lebih kebal terhadap noise ini. Sehingga dapat dikatakan bahwa M=2 lebih kebal terhadap noise, walaupun dari segi bandwidth lebih boros.

Berpengaruh juga terhadap kanal fading frekwensi selektif, dimungkinkan karena sumber sinyal modulasi yang ditumpangi oleh noise, yang mana sifat dari noise yang berubah-ubah acak dan tidak tentu sehingga hasil keluaran turut berpengaruh. Seperti terlihat pada gambar 5.30. ada level negatif yang terlihat pada grafik, dan terjadi pada M yang besar 16,32 & 64. Pengujian ini di dasarkan pada  $n = 1 \times 6$ , dimana M yang diset dalam pengujian terbatas pada M yang terbatas 2,4,8,16,32,64. Jadi semakin banyak level noisenya maka keakuratannya kurang baik.

#### 5.2.4. Tingkat Keakuratan

Salah satu parameter keberhasilan sistem dalam proses pengklasifikasian adalah tingkat keakuratan pengenalan. Dari pengujian diperoleh data tingkat keakuratan, seperti ditunjukkan pada tabel 5.3. Tabel tersebut menyatakan bahwa tingkat pengenalan untuk kanal AWGN 100 % untuk M=2, 90% untuk M=4, dan 40 % untuk M=32. Hal ini berarti noise cukup berpengaruh pada jenis modulasi M yang besar. Demikian juga untuk kanal Rayleigh dan kanal frekuensi selektif fading yang mempunyai tingkat pengenalan yang lebih rendah untuk M yang semakin besar.

#### 5.2.5. Nilai FAR (*False Acceptance Rate*) dan FRR (*False Rejected Rate*)

Tabel 5.3 juga menyatakan bahwa untuk nilai M = 2 s/d 64, tingkat pengenalan yang kurang dari 100 % berarti ada keadaan, dikenali tetapi salah atau FAR yang nilainya semakin besar untuk M yang semakin besar. Dan untuk M diluar jenis modulasi yang dapat diidentifikasi (M=128, 256) diperoleh tingkat pengenalan 0 % ( tidak dikenali benar) sehingga FAR = 0%.

Tabel 5.3 Hasil Pengujian Tingkat Pengenalan, FAR dan FRR

Kanal	M	TR	FAR	FRR
AWGN	2	100%		0%
	4	90%		10%
	8	80%		20%
	16	80%		20%
	32	40%		60%
	64	80%		20%
	128	0%	0%	
	256	0%	0%	

Rayleigh	2	100%		0%
	4	100%		0%
	8	80%		20%
	16	40%		60%
	32	50%		50%
	64	90%		10%
	128	0%	0%	
	256	0%	0%	
Frek. Selektif Fading	2	100%		0%
	4	90%		10%
	8	100%		0%
	16	90%		10%
	32	20%		80%
	64	60%		40%
	128	0%	0%	
	256	0%	0%	

Untuk menghitung TR ( True Rate) adalah :  $TR = \text{nilai sebenarnya (\%)} - FRR (\%)$   
 Dengan mengacu pada kebenaran yang dianggap persen-nya ideal 100%.  
 Percobaan dengan M (128 & 256) dilakukan sebagai pembuktian bahwa untuk model tersebut yang diset pada 1x6, bila diberikan lebih maka sangat tidak terdeteksi keakuratannya. Hal ini dikarenakan keluar dari jangkauan komputasi dan dianggap tidak valid.

Nilai % rata-rata untuk tingkat keakuratan adalah

Didapat dari hasil percobaan untuk :

- M = 2 , menjadi 100 % ;
- M = 4 , menjadi 93,33 % ;
- M = 8 , menjadi 86,67 % ;
- M = 32 , menjadi 36,67 % ;
- M = 64 , menjadi 76,67 % .

Nilai % rata-rata untuk tingkat FAR dan FRR adalah

Didapat dari hasil percobaan adalah

FAR = 0 % dan

FRR = 17 %

### 5.2.6. Running Time

Pengujian terhadap lamanya waktu yang diperlukan oleh sistem pengklasifikasian modulasi M-PSK untuk melakukan proses dari Pengirim (*Encoder*) sampai dengan Penerima (*Dekoder*), ditunjukkan dalam tabel 5.4.

Tabel 5.4 Pengaruh Level dekomposisi terhadap running time

M	Level	Lsampel			Rataan (s)
		128	256	512	
		run time (s)	run time (s)	run time (s)	
2	1	13.28	21.69	20.06	<b>18.34</b>
2	2	16.50	21.70	35.72	<b>24.64</b>
2	3	12.72	16.94	26.33	<b>18.66</b>
2	4	58.20	30.88	26.56	<b>38.55</b>
2	5	59.83	80.36	84.08	<b>74.76</b>
2	6	10.33	10.16	10.53	<b>10.34</b>
2	7	12.11	12.36	12.17	<b>12.21</b>
2	8	24.95	24.52	24.59	<b>24.69</b>
2	9	62.92	60.36	60.52	<b>61.27</b>
<b>Rata-rata</b>					<b>31.49</b>

Tabel 5.4 menunjukkan bahwa level dekomposisi berpengaruh pada waktu yang diperlukan untuk melakukan proses. Semakin besar level dekomposisi maka semakin besar running time. Hal ini, karena semakin besar level dekomposisi, maka semakin banyak komputasi yang harus dilakukan untuk memecah informasi menjadi bagian-bagian yang lebih kecil.

Sedangkan Panjang sampel sinyal ( $L_{sp}$ ) juga berpengaruh pada lamanya proses komputasi, bahwa semakin besar  $L_{sp}$  yang digunakan, maka semakin lama waktu yang diperlukan untuk melakukan proses, walaupun dalam beberapa kasus, tidak demikian, hal ini karena dengan kondisi yang berbeda, maka berbeda pula proses pengklasifikasian yang dilakukan oleh JST, dalam pengertian hal ini sangat bergantung pada jumlah iterasi (*epoch*) yang dilakukan. Waktu proses rata-rata dari Pengirim sampai dengan Penerima adalah **31.49** detik, waktu yang cukup singkat untuk pengklasifikasian jenis modulasi.

### 4.3. Penerapan Sistem

Dengan hasil penelitian ini, maka dapat diterapkan secara riil, untuk pemantauan sistem komunikasi yang menggunakan fasa sebagai basis modulasinya sekaligus mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis modulasi

yang digunakan sebagai sistem modulator multiguna. Implementasi riil ke dalam perangkat memungkinkan karena banyaknya perangkat yang *programmable* (terprogram), seperti menggunakan perangkat *Digital Signal Processor* (DSP) sebagai sistem pengklasifikasiannya.



## **BAB VI**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **6.1. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Semakin besar panjang sampel ( $L_{sp}$ ) untuk identifikasi semakin besar pula tingkat pengenalannya sehingga lebih akurat.
2. Untuk tipe wavelet yang berbeda, tipe wavelet Haar yang memberikan tingkat pengenalan yang paling baik dibandingkan daubechies 3 dan Biorthogonal 3,1 oleh karena itu untuk dekomposisi lebih baik.
3. Jenis modulasi yang paling mudah dikenali  $M=2$  dan yang paling sulit untuk dikenali adalah  $M=32$ , karena pada  $M$  kecil setiap level akan akan besar sehingga mudah dikenali.
4. Untuk pengaruh kanal, kanal frekuensi selektif fading memberikan pengaruh yang paling besar untuk M-PSK pada  $M$  yang semakin besar hal ini mengakibatkan hasilnya lebih teruji.
5. Dari hasil penelitian didapat tingkat keakuratan sebesar 100 % untuk  $M=2$ , 93,33% untuk  $M=4$ , 86,67% untuk  $M=8$ , 70% untuk  $M=16$ , 36,67 % untuk  $M=32$  dan 76,67% untuk  $M=64$ .
6. Nilai FRR yang dapat dicapai adalah 0 %, dan nilai FAR yang dapat diperoleh adalah 17%.
7. Running time rata-rata yang dicapai untuk proses pengirim sampai dengan penerima pada simulasi ini adalah 31.49 detik , hasil tersebut cukup cepat dalam suatu proses perhitungan.

#### **6.2. SARAN**

Untuk pengembangan dari sistem Pengklasifikasian Modulasi Digital PSK Berbasis Entropi Shannon menggunakan Wavelet , dapat dilakukan hal-hal sebagai berikut :

1. Denoising perlu diterapkan, untuk mereduksi pengaruh Noise atau Kanal.
2. Implementasi ke dalam bentuk hardware, sehingga lebih cepat dan lebih akurat.
3. Pencarian kondisi yang memberikan hasil klasifikasi yang optimal.

## Daftar Referensi

- [1] D. St. Clair, G. Hagedorn, B. James, and C. Miller, III, "Neural Network Recognition of Signal Modulation Types", *1997 Artificial Neural Networks In Engineering*, ANNIE'97 conference, November 1997.
- [2] E. Azzouz and A. Nandi, *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [3] D. Shull, *Modulation Classification by Wavelet Decomposition Entropy Analysis*, MS Thesis, University of MO--Rolla, 1999.
- [4] T. Masters, *Signal and Image Processing With Neural Networks*, John Wiley & Sons, Inc., 1994.
- [5] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J. Poggi, *Wavelet Toolbox User's Guide*, The MathWorks, Inc., 1996
- [6] S. Beck, L. Deuser, and J. Ghosh. "Robust Classification Techniques for Acoustic Signal Analysis," *Proc. IEEE SP Workshop on Statistical Signal and Array Processing*, Victoria, BC, October 7-9, 1992.
- [7] B. Clay, D. St. Clair, and D. Shull, "A Neural Network Based Hybrid System for Classifying Signal Modulation Types," in preparation.
- [8] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox*, The MathWorks, Inc., 1998.
- [9] L. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall, 1994.
- [10] J. Ghosh, L. Deuser, and S. Beck, "A Neural Network Based Hybrid System for Detection, Characterization, and Classification of Short-Duration Oceanic Signals," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, Vol. 17, No. 4, October 1992.

- [11] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, 1998.
- [12] F. Luo and R. Unbehauen, *Applied Neural Networks for Signal Processing*, Cambridge University Press, 1997.
- [13] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 1998.
- [14] L. Prechelt, "Automatic Early Stopping Using Cross Validation: Quantifying the Criteria", *Neural Networks 11*, Elsevier Science Ltd., 1998.
- [15] V. Ramamurti, and J. Ghosh, "Improved Generalization in Localized Mixture of Experts Networks," *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks*, Dagli, Akay, Orsoy, Fernandez and Smith (Editors). ASME Press, 7, 1997, pp. 5-10.
- [16] W. Stallings, *Data and Computer Communications*, Prentice-Hall, Inc, 1994.