

BAB IV

ANALISIS DATA

4.1. Penentuan nilai ambang (*threshold*) dan Evaluasi Kinerja

[Azzouz, Nandi] Setiap aturan pengambilan keputusan diterapkan untuk seperangkat tipe modulasi dan memisahkannya menjadi dua subset yang tidak tumpang tindih. Sehingga penentuan nilai optimum untuk nilai ambang fitur kunci berdasar pada pemilihan nilai yang mencapai nilai probabilitas minimum dari keputusan tidak tepat. Implementasi langkah pertama dari seluruh prosedur pengenalan modulasi memerlukan penentuan tiga nilai ambang penting ($t_{\mu_{max}}$, t_{σ} dan $t_{\sigma_{dp}}$), sementara implementasi langkah kedua memerlukan penentuan lima nilai ambang (t_p , $t_{\sigma_{dp}}$, t_{σ} , $t_{\mu^a_{42}}$, dan $t_{\mu^f_{42}}$). Yang perlu digarisbawahi adalah nilai ambang ini ditentukan berdasar pada 400 realisasi unuk setiap sinyal termodulasi yang diteliti dan pada dua SNR (10 dB dan 20 dB). Pada langkah pertama, secara berurutan, nilai optimum $t_{\mu_{max}}$, t_{σ} dan $t_{\sigma_{dp}}$ adalah 6, 1, dan $\pi/7$. Nilai optimum untuk nilai ambang fitur kunci pada langkah kedua sama dengan probabilitas rata-rata dari keputusan tepat, disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4.1 Jangkauan Nilai Ambang Fitur Kunci untuk Langkah Kedua

Thresholds	Optimum value (range)	Average probability of correct decisions
t_p	[0.5-0.7]	100%
	[0.5-0.99]	100%
$t_{\sigma_{dp}}$	$[\pi/6-\pi/3]$	100%
t_{σ}	[0.125-0.4]	100%
	[0.125-0.15]	99,70%
t_{μ^a}	2,15	87,30%
t_{μ^f}	2,03	90,50%

4.2. Penentuan Nilai Ambang (*Threshold*)

Pengklasifikasian tipe modulasi sinyal dapat dicapai dengan membandingkan masing-masing γ_{max} dan σ_{ap} dengan nilai ambang yang sesuai $t\gamma_{max}$ dan $t\sigma_{ap}$. Sehingga, kandidat sinyal modulasi dapat direpresentasikan pada tabel berikut:

Tabel 4.2 Hasil dari langkah pertama algoritma pengklasifikasian tipe modulasi

	$\gamma_{max} \leq t\gamma_{max}$	$\gamma_{max} > t\gamma_{max}$
$\sigma_{ap} \leq t\sigma_{ap}$	BPSK	AM
$\sigma_{ap} > t\sigma_{ap}$	FM, BFSK, MSK	QPSK, QAM

Selanjutnya σ_{dp} , σ_a , μ^a_{42} , dan μ^f_{42} dibandingkan dengan nilai ambang $t\sigma_{dp}$, $t\sigma_a$, $t\mu^a_{42}$, dan $t\mu^f_{42}$ dan ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 4.3 Hasil dari langkah kedua algoritma pengklasifikasian tipe modulasi

$\sigma_{dp} < t\sigma_{dp}$ BPSK, QAM	$\sigma_a < t\sigma_a$ QAM	$\sigma_f < t\sigma_f$ QPSK
$\sigma_{dp} > t\sigma_{dp}$ FM, QPSK, BFSK, MSK, QAM	$\sigma_a > t\sigma_a$ QPSK	$\sigma_f > t\sigma_f$ QAM
$\sigma_f < t\sigma_f$ FM	$\mu_f < t\mu_f$ QAM	$\mu_f < t\mu_f$ BFSK
$\sigma_f > t\sigma_f$ BFSK, MSK	$\mu_f > t\mu_f$ QPSK	$\mu_f > t\mu_f$ MSK

Sesuai dengan penjabaran dari [Azzou, Nandi] di atas, penentuan nilai optimum diterapkan untuk seperangkat tipe modulasi dan memisahkannya menjadi dua subset yang tidak tumpang tindih dan berdasar pada pemilihan nilai yang mencapai nilai probabilitas minimum dari keputusan tidak tepat. Didapatkan nilai ambang fitur kunci yang disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4.4 Nilai Ambang Fitur Kunci Proses Ekstraksi dengan Transformasi**Wavelet Kontinu**

Nilai Ambang	Nilai Optimum (jangkauan)
t_{max}	6
$t_{\sigma p}$	[0,45-0,5]
$t_{\sigma dp}$	[0,6-0,7]
$t_{\sigma a}$	0,4
$t_{\mu a}$	1
$t_{\mu f}$	2,03

4.3. Evaluasi Kinerja

Pada pengestrakan fitur-fitur kunci dari setiap tipe modulasi sinyal menunjukkan bahwa tidak ada fitur yang dominan dalam proses pengklasifikasian modulasi. Setiap fitur mempunyai fungsi dan peranan masing-masing. Selain itu tidak seluruh hasil ekstraksi sesuai dengan teori yang ada. Hal ini disebabkan oleh banyak grafik yang berhimpitan dan keterbatasan penulis. Waktu yang diperlukan untuk ekstraksi fitur kunci dengan menghasilkan 100 data realisasi adalah sekitar 104 detik.

Pada *Neural Networks*, lama waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan simulasi sistem ini hingga mendapatkan hasil klasifikasi untuk satu buah masukan dan satu SNR adalah sekitar 10 detik dengan rincian sebagai berikut:

1. Empat detik untuk memasukkan data fitur kunci dan nilai sasaran sebagai referensi.

2. Empat detik untuk mendapatkan hasil klasifikasi modulasi

Waktu ini cukup dapat ditolerir mengingat pemasukan data dari fitur ke dalam *Neural Networks* dilakukan secara manual untuk mendapatkan hasil yang optimal.

Kemudian untuk melakukan evaluasi kinerja yang dihasilkan oleh sistem maka dilakukan lagi perjalanan sistem menggunakan sinyal dengan seratus jumlah sampel dari setiap tipe modulasi yang dijalankan pada 25 SNR yang berbeda, sehingga terdapat total 17500 sinyal yang diperoleh.

Hasilnya ditabelkan dengan memuat hanya 4 SNR, yaitu SNR 6 dB, 7 dB, 12 dB, dan 24 dB karena sudah cukup merepresentasikan untuk keperluan analisis kinerja, sebagai berikut:

Tabel 4.5 Kinerja *Neural Networks* pada SNR 6 dB

Sinyal	AM	FM	BPSK	QPSK	BFSK	MSK	QAM
AM	94	0	0	0	0	0	6
FM	0	84	0	0	10	6	0
BPSK	0	4	96	0	0	0	0
QPSK	0	0	0	98	0	0	2
BFSK	0	2	0	0	98	0	0
MSK	0	1	0	0	0	99	0
QAM	0	0	0	0	0	0	100

Tabel 4.6 Kinerja *Neural Networks* pada SNR 7 dB

Sinyal	AM	FM	BPSK	QPSK	BFSK	MSK	QAM
AM	97	0	0	3	0	0	0
FM	0	98	0	0	1	1	0
BPSK	0	2	98	0	0	0	0
QPSK	2	0	0	97	0	0	1
BFSK	0	3	0	0	97	0	0

MSK	0	1	0	0	0	99	0
QAM	0	0	0	1	0	0	99

Tabel 4.7 Kinerja *Neural Networks* pada SNR 12 dB

Sinyal	AM	FM	BPSK	QPSK	BFSK	MSK	QAM
AM	98	0	0	2	0	0	0
FM	0	98	1	1	0	0	0
BPSK	0	1	98	0	0	0	1
QPSK	0	0	0	99	0	0	1
BFSK	0	1	0	0	99	0	0
MSK	0	1	0	0	0	99	0
QAM	0	0	0	0	0	0	100

Tabel 4.8 Kinerja *Neural Networks* pada SNR 24 dB

Sinyal	AM	FM	BPSK	QPSK	BFSK	MSK	QAM
AM	98	0	0	2	0	0	0
FM	0	99	0	0	1	0	0
BPSK	0	1	99	0	0	0	0
QPSK	0	0	0	100	0	0	0
BFSK	0	1	0	0	99	0	0
MSK	0	1	0	0	0	99	0
QAM	0	0	0	0	0	0	100

Setelah melihat tabel di atas, maka pada 6 dB laju keberhasilan kurang memenuhi syarat untuk modulasi analog, sedangkan untuk modulasi digital laju keberhasilannya = 98,2%. Untuk 7 dB laju keberhasilan = 97,86%, pada 12 dB laju keberhasilan = 98,71%, dan pada 24 dB laju keberhasilan = 99,14%. Hal ini menunjukkan semakin tinggi SNR semakin baik *Neural Networks* bekerja yang

juga berarti semakin mudah mengklasifikasi modulasi

Dari tabel nomor 4.4. sampai dengan tabel 4.6. dapat dilihat bahwa dari seratus kali percobaan masukan sinyal, keluaran program hampir mencapai 100, persentase keberhasilan semua di atas 95%. Dengan penambahan tingkat SNR, dapat dilihat secara umum terjadi penambahan persentase keberhasilan klasifikasi.

Dari hasil percobaan, dapat dilihat bahwa persentase hasil klasifikasi modulasi analog dan modulasi digital seimbang, yaitu persentase keberhasilan klasifikasi modulasi analog adalah 98% dan persentase keberhasilan modulasi digital mencapai 99%. Hasil kurang seimbang didapat pada SNR 6 dB, yaitu untuk modulasi analog persentase keberhasilan di bawah 95%, sedangkan untuk modulasi digital persentase keberhasilan di atas 95%.

Secara keseluruhan, kinerja program yang dibuat untuk sinyal masukan dapat dikatakan bekerja dengan baik sesuai dengan yang diharapkan.

4.4. Keraguan yang Terjadi

1. Pada nilai σ_{ap} dan σ_{dp} untuk modulasi AM, seharusnya simpangan baku bernilai kecil, atau mendekati nol, karena secara teori modulasi AM tidak mempunyai fasa absolut dan fasa sesaat. Pada hasil simulasi diberikan hal yang berbeda, yaitu modulasi AM mempunyai nilai simpangan baku yang cukup besar meskipun masih lebih kecil dari nilai simpangan baku modulasi FM.
2. Pada nilai σ_e untuk modulasi FM, seharusnya simpangan baku bernilai kecil, atau mendekati nol, karena secara teori modulasi AM tidak mempunyai amplitudo sesaat. Pada hasil simulasi diberikan hal yang berbeda, yaitu

modulasi FM mempunyai nilai simpangan baku yang cukup besar dan hamper sama dengan nilai simpangan baku modulasi AM.

Kedua hal tersebut kemudian dapat teratasi pada subsistem pengklasifikasian dengan *Neural Networks* melalui pendekatan nilai simpangan baku untuk masing-masing modulasi AM dan FM sesuai dengan kondisi yang seharusnya, yaitu sesuai dengan teori yang sudah ada.

3. Pada subsistem ekstraksi fitur, pada analisis sinyal kompleks dapat digunakan untuk memperkirakan parameter-parameter sesaat seperti fasa sesaat, amplitudo sesaat, dan frekuensi sesaat. Rumusan amplitudo sesaat $a(t)$ menggunakan Transformasi Wavelet Kontinu:

$$a(t) = |CWT(a, b)|$$

Rumusan fasa sesaat $\theta(t)$ menggunakan Transformasi Wavelet Kontinu:

$$\theta(t) = \arg(CWT(a, b))$$

Rumusan frekuensi sesaat $f(t)$ menggunakan transformasi Wavelet Kontinu:

$$f_N = \frac{f_o}{CWT(a, b)}, \text{ dengan } f_o \text{ adalah frekuensi sentral wavelet, atau dapat}$$

juga menggunakan turunan waktu dari fasa sesaat:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} = \frac{1}{2\pi} \frac{s(t) \frac{ds^*(t)}{dt} - s^*(t) \frac{ds(t)}{dt}}{s(t)^2 + s^*(t)^2}$$

Setelah dilakukan pengujian, hasil yang didapat untuk frekuensi sesaat dengan menggunakan definisi Transformasi Wavelet Kontinu kurang memenuhi syarat (tidak sesuai) untuk perhitungan simpangan baku dan kurtosis. Pada pengujian definisi kedua dari frekuensi sesaat yaitu turunan waktu dari fasa sesaat

hasilnya sesuai pada perhitungan simpangan baku dan kurtosis. Seharusnya kedua definisi ini bernilai sama atau hampir sama, sehingga pada penelitian ini digunakan definisi kedua dari frekuensi sesaat yang hasilnya sesuai untuk perhitungan simpangan baku dan kurtosis. Inilah yang kemudian menjadi keraguan penulis tentang hasil pengujian untuk nilai frekuensi sesaat, apakah definisi yang digunakan sudah benar atau belum