

**OPTIMALISASI *BACKPROPAGATION* MENGGUNAKAN
NGUYEN-WIDROW DAN MOMENTUM PADA
DETEKSI LUAS SEBARAN HAMA WERENG TANAMAN PADI**



SKRIPSI

**Disusun Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
Pada Jurusan Ilmu Komputer/ Informatika**

**Disusun oleh:
IMAM SYAFI'I
24010311130028**

**JURUSAN ILMU KOMPUTER/ INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN MATEMATIKA
UNIVERSITAS DIPONEGORO
2015**

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Imam Syafi'i

NIM : 24010311130028

Judul : Optimalisasi *Backpropagation* Menggunakan *Nguyen-Widrow* dan Momentum pada Deteksi Luas Sebaran Hama Wereng Tanaman Padi

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam tugas akhir/ skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Semarang, 14 Desember 2015



Imam Syafi'i
24010311130028

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Optimalisasi *Backpropagation* Menggunakan *Nguyen-Widrow* dan
Momentum pada Deteksi Luas Sebaran Hama Wereng Tanaman Padi
Nama : Imam Syafi'i
NIM : 24010311130028
Telah diujikan pada sidang tugas akhir pada tanggal 10 Desember 2015 dan dinyatakan
lulus pada tanggal 14 Desember 2015

Semarang, 14 Desember 2015

Mengetahui,

Ketua Jurusan Ilmu Komputer/Informatika



Panitia Penguji Tugas Akhir,
Ketua



Beta Noranita, S.Si, M.Kom
NIP. 197308291998022001

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Optimalisasi *Backpropagation* Menggunakan *Nguyen-Widrow* dan
Momentum pada Deteksi Luas Sebaran Hama Wereng Tanaman Padi
Nama : Imam Syafī'i
NIM : 24010311130028
Telah diujikan pada sidang tugas akhir pada tanggal 10 Desember 2015.

Semarang, 14 Desember 2015

Pembimbing



Dr. Retno Kusumaningrum, S.Si, M.Kom
NIP. 198104202005012001

ABSTRAK

Hama wereng merupakan salah satu hama yang biasanya menyerang tanaman padi, dan hama ini dapat menyebabkan hasil produksi padi menurun. Sehingga penanganan dini diperlukan untuk pendeteksian serangan hama wereng dengan mempertimbangkan faktor iklim. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model jaringan syaraf tiruan menggunakan algoritma *Backpropagation* yang dioptimalisasi menggunakan *Nguyen-Widrow* dan Momentum sehingga dapat mendeteksi luas serangan hama wereng. Parameter yang digunakan dalam mendeteksi hama wereng ini adalah curah hujan, kelembaban, suhu dan kecepatan angin serta target yang digunakan adalah sebaran hama. Dari hasil penelitian ini terdapat dua arsitektur, yaitu arsitektur *backpropagation* dengan optimalisasi *Nguyen-Widrow* dan momentum serta arsitektur *backpropagation*. Arsitektur terbaik pada optimalisasi menghasilkan kombinasi parameter *learning rate* bernilai 0,01 serta jumlah neuron tersembunyi 3 dan arsitektur terbaik tanpa optimalisasi menghasilkan kombinasi parameter *learning rate* bernilai 0,1 serta jumlah neuron tersembunyi 4. Waktu komputasi optimalisasi lebih cepat dari pada waktu komputasi tanpa optimalisasi, sedangkan akurasi terkecil dari optimalisasi sama dengan akurasi terkecil dari tanpa optimalisasi yaitu akurasi 80%.

Kata Kunci : Hama Wereng, *Nguyen-Widrow*, Momentum, *Backpropagation*

ABSTRACT

Planthopper is one of the pests that normally attacks plants rice, which cause its products decrease. Therefore, early warning would be required to detect attacking of planthoppers pest based on climate factors. This study aims to build neural network model using backpropagation algorithm that is optimized by using Nguyen-Widrow and momentum, thus it can detect extensive planthoppers pest. The used parameters in the detection of planthoppers are rainfall, humidity, temperature and speed of wind, while the used target is spreading of the pest. The results show that there are 2 architects, namely backpropagation's architect that is optimized by using Nguyen-Widrow and momentum as well as unoptimized backpropagation's architect. The best architectures in the optimization architect and learning rate parameter combination is 0,01, the number of hidden neurons are 3, whereas the best architectures in unoptimized architect learning rate parameter combination is 0,1 as well as the number of hidden neurons 4. The computing time of optimized is faster than unoptimized, the smallest accuracy of optimized is same with the smallest accuracy of unoptimized which 80% of accuracy.

Keywords: Planthopper's pest, Nguyen-Widrow, Momentum, Backpropagation

DAFTAR ISI

Error! Reference source not found.	Erro
r! Bookmark not defined.		
Error! Reference source not found.	Erro
r! Bookmark not defined.		
Error! Reference source not found.	Erro
r! Bookmark not defined.		
ABSTRAK	v	
ABSTRACT	vi	
DAFTAR ISI	vii	
DAFTAR GAMBAR.....	x	
DAFTAR TABEL	xiii	
DAFTAR LAMPIRAN	xv	
DAFTAR SIMBOL	xvi	
BAB I PENDAHULUAN	1	
1.1.Latar Belakang	1	
1.2.Rumusan Masalah.....	2	
1.3.Tujuan dan Manfaat	2	
1.4.Ruang Lingkup	3	
1.5.Sistematika Penulisan	3	
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5	
2.1.Pengaruh Iklim terhadap Hama	5	
2.2.Penelitian Terdahulu Tentang Deteksi Serangan Hama	5	
2.3.Jaringan Syaraf Tiruan.....	7	
2.3.1. <i>Backpropagation</i>	7	
2.3.2 <i>Nguyen-Widrow</i>	9	
2.3.3.Momentum.....	10	
2.4. <i>Oversampling</i>	11	
2.5. <i>Mean Square Error</i>	11	

2.6	<i>Confusion Matrix</i>	11
BAB III	METODE PENELITIAN	13
3.1	Pengambilan Data Klimatologi dan Sebaran Hama	13
3.2	<i>Preprocessing</i>	14
3.2.1	<i>Mapping Data</i>	14
3.2.2	<i>Oversampling</i>	17
3.2.3	Normalisasi	17
3.2.4	Identifikasi Data Latih dan Data Uji	19
3.3	Pembentukan Model Deteksi Hama	21
3.3.1	Pelatihan	21
3.3.1.1	Pelatihan Optimalisasi	22
3.3.1.2	Pelatihan Tanpa Optimalisasi	29
3.3.2	Pengujian	34
3.4	Proses Deteksi	36
3.5	Model Pengembangan Perangkat Lunak	38
3.5.1	Pemodelan Bisnis	39
3.5.1.1	<i>Business Use Case Diagram</i>	39
3.5.2	Definisi Kebutuhan Bisnis	39
3.5.2.1	Deskripsi Umum Perangkat Lunak	39
3.5.2.2	Model <i>Use Case</i>	40
3.5.2.3	Kebutuhan <i>Non-Functional</i>	43
3.5.3	Analisis dan Desain	43
3.5.3.1	Analisis	43
3.5.3.2	Desain	48
3.5.4	Implementasi	53
3.5.4.1	Spesifikasi Perangkat	54
3.5.4.2	Implementasi <i>Class</i>	54
3.5.4.3	Implementasi Antarmuka	54
3.5.5	Pengujian	57
3.5.5.1	Spesifikasi Perangkat	57
3.5.5.2	Rencana Pengujian	57
3.5.5.3	Pelaksanaan Pengujian	58
3.5.5.4	Evaluasi Pengujian	58

BAB IV PEMBAHASAN DAN ANALISA HASIL	59
4.1. Penentuan <i>Threshold</i>	59
4.1.1. Penentuan <i>Threshold</i> Skenario 1	59
4.1.2. Penentuan <i>Threshold</i> Skenario 2	59
4.2. Skenario Eksperimen	60
4.2.1. Skenario 1	60
4.2.2. Skenario 2	61
4.2.3. Skenario 3	61
4.3. Hasil Eksperimen dan Analisis	62
4.3.1. Skenario 1	62
4.3.2. Skenario 2	63
4.3.3. Skenario 3	65
BAB V KESIMPULAN	75
5.1. Kesimpulan	75
5.2. Saran	75
DAFTAR PUSTAKA.....	76
LAMPIRAN - LAMPIRAN	77

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Arsitektur <i>Backpropagation</i>	7
Gambar 3.1. Blok Diagram Garis Besar Penyelesaian Masalah	13
Gambar 3.2. <i>Flowchart</i> Normalisasi	18
Gambar 3.3. Arsitektur <i>Backpropagation</i> pada Penelitian.....	21
Gambar 3.4. <i>Flowchart</i> Pelatihan Optimalisasi.....	23
Gambar 3.5. <i>Flowchart Forward</i> Optimalisasi	25
Gambar 3.6. <i>Flowchart Backward</i> Optimalisasi	26
Gambar 3.7. <i>Flowchart</i> Perubahan Bobot Optimalisasi.....	28
Gambar 3.8. <i>Flowchart</i> Pelatihan Tanpa Optimalisasi.....	29
Gambar 3.9. <i>Flowchart Forward</i> Tanpa Optimalisasi	30
Gambar 3.10. <i>Flowchart Backward</i> Tanpa Optimalisasi	31
Gambar 3.11. <i>Flowchart</i> Perubahan Bobot Tanpa Optimalisasi.....	33
Gambar 3.12. <i>Flowchart</i> Deteksi Hama.....	36
Gambar 3.13. <i>Business Use Case Diagram</i>	39
Gambar 3.14. <i>System Use Case Diagram</i> Aplikasi <i>Deteksi Hama Wereng Tanaman Padi</i>	41
Gambar 3.15. <i>Analysis Class Diagram Import</i> Dataset.....	44
Gambar 3.16. <i>Analysis Class Diagram</i> Proses Pelatihan	44
Gambar 3.17. <i>Analysis Class Diagram</i> Lihat Hasil Pelatihan.....	44
Gambar 3.18. <i>Analysis Class Diagram</i> Proses Pengujian	45
Gambar 3.19. <i>Analysis Class Diagram</i> Pengujian	45
Gambar 3.20. <i>Analysis Class Diagram</i> Uji Individu.....	45
Gambar 3.21 <i>Sequence Diagram Import</i> Dataset.....	47
Gambar 3.22. <i>Sequence Diagram</i> Proses Pelatihan	47
Gambar 3.23. <i>Sequence Diagram</i> Hasil Pelatihan	47
Gambar 3.24. <i>Sequence Diagram</i> Proses Pengujian	48
Gambar 3.25. <i>Sequence Diagram</i> Hasil Pengujian	48
Gambar 3.26. <i>Sequence Diagram</i> Uji Individu	48
Gambar 3.27. <i>Class Diagram</i> Aplikais <i>Deteksi Hama Wereng Tanaman Padi</i>	51
Gambar 3.28. Desain Antarmuka Tampilan Awal	51

Gambar 3.29. Desain Antarmuka <i>Import Data</i>	51
Gambar 3.30. Desain Antarmuka Proses Pelatihan.....	52
Gambar 3.31. Desain Antarmuka Lihat Hasil Pelatihan.....	52
Gambar 3.32. Desain Antarmuka Proses Pengujian.....	53
Gambar 3.33. Desain Antarmuka Lihat Hasil Pengujian.....	53
Gambar 3.34. Desain Antarmuka Uji Individu.....	53
Gambar 3.35. Antarmuka Tampilan Awal.....	55
Gambar 3.36. Implementasi Antarmuka <i>Import Dataset</i>	55
Gambar 3.37. Implementasi Antarmuka Proses Pelatihan.....	55
Gambar 3.38. Implementasi Antarmuka Lihat Hasil Pelatihan.....	56
Gambar 3.39. Implementasi Antarmuka Proses Pengujian.....	56
Gambar 3.40. Implementasi Antarmuka Lihat Hasil Pengujian.....	56
Gambar 3.41. Implementasi Antarmuka Uji Individu.....	57
Gambar 4.1. Skenario Eksperimen Penelitian.....	60
Gambar 4.2. Grafik Pengaruh <i>Learning Rate</i> terhadap Waktu di Skenario 1.....	63
Gambar 4.3. Grafik Pengaruh <i>Learning Rate</i> terhadap <i>Epoch</i> di Skenario 1.....	63
Gambar 4.4. Grafik Pengaruh <i>Learning Rate</i> terhadap Waktu di Skenario 2.....	64
Gambar 4.5. Grafik Pengaruh <i>Learning Rate</i> terhadap <i>Epoch</i> di Skenario 2.....	64
Gambar 4.6. Perbandingan Waktu Komputasi pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 1	66
Gambar 4.7. Perbandingan <i>Epoch</i> pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 1.....	66
Gambar 4.8. Perbandingan Waktu Komputasi pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 2	67
Gambar 4.9. Perbandingan <i>Epoch</i> pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 2.....	67
Gambar 4.10. Perbandingan Waktu Komputasi pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 3	68
Gambar 4.11. Perbandingan Waktu Komputasi pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 4	68
Gambar 4.12. Perbandingan Waktu Komputasi pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 5	69
Gambar 4.13. Perbandingan <i>Epoch</i> pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 3.....	69
Gambar 4.14. Perbandingan <i>Epoch</i> pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 4.....	70
Gambar 4.15. Perbandingan <i>Epoch</i> pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 5.....	70

Gambar 4.16. Perbandingan MSE pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 1	71
Gambar 4.17. Perbandingan MSE pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 2	71
Gambar 4.18. Perbandingan MSE pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 3	72
Gambar 4.19. Perbandingan MSE pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 4	72
Gambar 4.20. Perbandingan MSE pada Arsitektur Neuron Tersembunyi 5	73
Gambar 4.21. Perbandingan MSE Terkecil Optimalisasi Dibandingkan MSE Terkecil Tanpa Optimalisasi	73

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perkembangan Penelitian Deteksi Hama.....	5
Tabel 2.2. Contoh <i>Confusion Matrix</i>	12
Tabel 3.1. Parameter Curah Hujan (mm)	14
Tabel 3.2. Parameter Kelembaban (%).....	14
Tabel 3.3. Parameter Suhu (°C)	14
Tabel 3.4. Parameter Kecepatan Angin (km/jam)	15
Tabel 3.5. Parameter Berukuran $np \times mp$	15
Tabel 3.6. Sebaran Hama (ha)	16
Tabel 3.7. Data Berukuran $n \times m$	16
Tabel 3.8. Data Hasil <i>Oversampling</i>	17
Tabel 3.9. Nilai Minimal dan Maksimal.....	18
Tabel 3.10. Data yang Telah Dinormalisasi	19
Tabel 3.11. Data Latih	20
Tabel 3.12. Data Uji	20
Tabel 3.13. ID Kombinasi Parameter	22
Tabel 3.14. Bobot Masukan.....	23
Tabel 3.15. Bobot Tersembunyi.	23
Tabel 3.16. Data Uji <i>Fold 1</i>	34
Tabel 3.17. Bobot Masukan Pengujian.....	35
Tabel 3.18. Bobot Tersembunyi Pengujian	35
Tabel 3.19. Bobot Masukan Deteksi	37
Tabel 3.20. Bobot Tersembunyi Deteksi	37
Tabel 3.21. Daftar Aktor.....	40
Tabel 3.22. Tabel Daftar <i>Use Case</i>	40
Tabel 3.23. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Import Dataset</i>	41
Tabel 3.24. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Proses Pelatihan</i>	41
Tabel 3.25. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Lihat Hasil Pelatihan</i>	42
Tabel 3.26. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Proses Pengujian</i>	42
Tabel 3.27. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Lihat Hasil Pengujian</i>	42
Tabel 3.28. <i>Use Case Detail</i> untuk <i>Use Case Uji Individu</i>	43
Tabel 3.29. Tabel Identifikasi <i>Class Analysis</i>	46

Tabel 3.30. Tabel Tanggungjawab dan Atribut <i>Class</i>	46
Tabel 3.31. Identifikasi <i>Class Design Use Case Import Data</i>	49
Tabel 3.32. Identifikasi <i>Class Design Use Case Proses Pelatihan</i>	49
Tabel 3.33. Identifikasi <i>Class Design Use Case Lihat Hasil Pelatihan</i>	49
Tabel 3.34. Identifikasi <i>Class Design Use Case Proses Pengujian</i>	49
Tabel 3.35. Identifikasi <i>Class Design Use Case Lihat Hasil Pengujian</i>	50
Tabel 3.36. Identifikasi <i>Class Design Use Case Uji Individu</i>	50
Tabel 3.37. Tabel Daftar <i>Class Design</i>	50
Tabel 3.38. Tabel Implementasi <i>Class</i>	54
Tabel 3.39. Tabel Rencana Pengujian	58
Tabel 4.1. Perbandingan Penentuan Nilai <i>Threshold</i> Skenario 1	59
Tabel 4.2. Perbandingan Penentuan Nilai <i>Threshold</i> Skenario 2	60
Tabel 4.3. Hasil dari Implementasi Skenario 1	62
Tabel 4.4. Hasil dari Implementasi Skenario 2	63
Tabel 4.5. Hasil dari Implementasi <i>Nguyen-Widrow</i>	65
Tabel 4.6 . Tabel Hasil dari Implementasi Momentum.....	70

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil Eksperimen	78
Lampiran 2. Data Masukan	80
Lampiran 3. Hasil Pengujian	83

DAFTAR SIMBOL

Indeks i	=Input Node atau neuron masukan dengan $i = 1, 2, \dots, num$
Indeks j	=Hidden Node atau neuron tersembunyi dengan $j = 1, 2, \dots, nut$
Indeks n	=Data total dengan $n = 1, 2, \dots, ntd$
num	=Jumlah neuron masukan
nut	=Jumlah neuron tersembunyi
ntd	=Jumlah total data
Matriks X	=Data berukuran $ntd \times num$
Vektor $x_{n,i}$	=Elemen dari matriks X baris ke- n , kolom ke- i
Matriks T	=Target berukuran $ntd \times 1$
Vektor $t_{n,1}$	=Elemen dari matriks T baris ke- n , kolom ke- 1
bt	=Maksimal target
at	=Minimal target
Matriks BD	=Maksimal data berukuran $1 \times num$
$bd_{1,i}$	=Elemen dari matriks BD baris ke- 1, kolom ke- i
Matriks AD	=Minimal data berukuran $1 \times num$
$ad_{1,i}$	=Elemen dari matriks AD baris ke- 1, kolom ke- i
Matriks V	=Bobot masukan berukuran $nut \times num$
Vektor $v_{j,i}$	=Elemen dari matriks V baris ke- j , kolom ke- i
Matriks VB	=Bias bobot masukan berukuran $nut \times 1$
Vektor $vb_{j,1}$	=Elemen dari matriks VB baris ke- j , kolom ke-1
fs	=Faktor skala
sum	=Total penjumlahan
Matriks $ V $	=Bobot masukan absolut berukuran $nut \times num$
Vektor $ v _{j,1}$	=Elemen dari matriks $ V $ baris ke- j , kolom ke-1
sum	=Total penjumlahan
Matriks W	=Bobot tersembunyi berukuran $nut \times 1$
Vektor $w_{j,1}$	=Elemen dari matriks W baris ke- j , kolom ke-1
Matriks WB	=Bias bobot tersembunyi

Indeks nl	=Data latih dengan $nl= 1,2,\dots, ntdl$
Indeks nu	=Data uji dengan $nu= 1,2,\dots, ntdu$
Matriks XL	=Data Latih berukuran $ntdl \times num$
Vektor $xl_{nl,i}$	=Elemen dari matriks XL baris ke- nl , kolom ke- i
Matriks XU	=Data Uji berukuran $ntdu \times num$
Vektor $xu_{nu,i}$	=Elemen dari matriks XU baris ke- nu , kolom ke- i
Matriks XP	=Data Proses Deteksi berukuran $1 \times num$
Vektor $xu_{1,i}$	=Elemen dari matriks XU baris ke- 1, kolom ke- i
Matriks Z_{IN}	=Neuron Tersembunyi in berukuran $nut \times 1$
Vektor $z_{in_j,1}$	=Elemen dari matriks Z_{IN} baris ke- j , kolom ke- 1
Matriks Z	=Neuron Tersembunyi berukuran $nut \times 1$
Vektor $z_{j,1}$	=Elemen dari matriks Z baris ke- j , kolom ke- 1
Matriks TL	=Target Latih berukuran $ntdl \times 1$
Vektor $tl_{nl,1}$	=Elemen dari matriks TL baris ke- nl , kolom ke- 1
δ	=Error
Matriks δ_{in}	=Error in berukuran $nut \times 1$
Vektor $\delta_{in_j,1}$	=Elemen in dari matriks δ_{in} baris ke- j , kolom ke- 1
Matriks δ	=Error berukuran $nut \times 1$
Vektor $\delta_{j,1}$	=Elemen dari matriks δ baris ke- j , kolom ke- 1
Matriks ΔV	=Increment bobot masukan berukuran $nut \times num$
Vektor $\Delta v_{j,i}$	=Elemen dari matriks ΔV baris ke- j , kolom ke- i
Matriks ΔVB	=Increment bias bobot masukan berukuran $nut \times 1$
Vektor $\Delta vb_{j,1}$	=Elemen dari matriks ΔVB baris ke- j , kolom ke- 1
Matriks ΔW	=Increment bobot tersembunyi berukuran $nut \times 1$
Vektor $\Delta w_{j,1}$	=Elemen dari matriks ΔW baris ke- j , kolom ke- 1
Vektor Δwb	=Increment bias bobot tersembunyi
$epoch$	=Epoch atau iterasi
$epochMax$	=Maksimal $epoch$ atau iterasi
erl	=Error pelatihan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Padi merupakan makanan bahan pokok masyarakat Indonesia, di mana sektor pertanian berperan penting dalam menjamin ketersediaan bahan makanan. Produksi pangan tersebut mendapatkan hasil yang melimpah dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti faktor hama, cuaca dan lain sebagainya. Hama yang biasa menyerang tanaman padi adalah serangan hama wereng berdampak pada penurunan tingkat produksi padi.

Pada umumnya petani melihat tanaman padi secara fisik untuk mengetahui tanamannya terkena hama atau tidak. Hal ini menimbulkan masalah yaitu pendapat antara petani satu dengan yang lain dalam mengamati hama wereng ini menjadi tidak sama karena menyesuaikan perkiraan dan perasaan sendiri. Oleh karena itu, hama wereng yang menyerang tanaman padi akan timbul berbeda antar petani serta penanggulangan yang berbeda juga. Sehingga perlu sebuah *intelligence system* untuk mendeteksi hama wereng yang dapat digunakan oleh petani.

Berbagai metode pengenalan hama wereng banyak dikembangkan yaitu *Naive Bayes* (Wahyono & Subanar, 2012), *Backward Chaining* (Sembiring, 2013), *Backpropagation* (Amin, Alamsyah, & Muslim, 2012). *Backpropagation* sering digunakan dalam peramalan seperti peramalan curah hujan, beban listrik dan lain sebagainya karena metode tersebut mampu melakukan pembelajaran dengan historis data yang telah ada untuk mendapatkan respon yang akurat.

Penelitian yang dilakukan oleh (Amin et al., 2012) menyimpulkan pendeteksian hama tanaman padi dipengaruhi oleh iklim pada umumnya, yakni curah hujan, kelembaban, suhu dan kecepatan angin. Akan tetapi, pengembangan sistem tersebut masih memiliki berbagai kekurangan dalam mendeteksi hama wereng pada tanaman padi, yaitu:

1. Dalam penghitungan *backpropagation* masih menggunakan inisialisasi bobot awal dengan membangkitkan nilai acak dari -1 sampai dengan 1.
2. Data masukan yang digunakan dalam proses pelatihan belum dinormalisasi sehingga perbedaan rentang data yang signifikan diantara parameter-parameter

yang digunakan mengakibatkan salah satu parameter bisa terlalu dominan dibandingkan dengan yang lain.

3. Keluaran tidak menampilkan nilai persentase luas sebaran hama tetapi berupa keluaran *boolean* “Ya” atau “Tidak”.

Kekurangan tersebut tentunya mempengaruhi hasil deteksi hama wereng yaitu menurunnya tingkat keakuratan deteksi hama. Optimalisasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation* untuk mendeteksi hama wereng pada tanaman padi dapat dilakukan dengan beberapa perbaikan. Nilai acak yang dibangkitkan pada proses penghitungan bobot *backpropagation* dapat digantikan dengan nilai bobot awal menggunakan metode *Nguyen-Widrow* (Fausett, 1994). Metode tersebut menghasilkan nilai bobot yang lebih konvergen dan digunakan sebagai bobot awal pada proses pelatihan *backpropagation*. Selain itu, data masukan yang digunakan sebagai data pelatihan akan dinormalisasi dengan proses transformasi data. Data yang telah dinormalkan akan mendapat kestabilan dan data dapat menyesuaikan batasan dengan fungsi aktivasinya (Anugerah, 2007). Proses optimalisasi juga dapat dilakukan dengan menambahkan metode momentum ke dalam rumus perubahan bobot untuk mendapatkan arah gradien yang stabil sehingga memungkinkan nilai *error* dapat dikurangi (Fausett, 1994). Nilai keluaran berupa prediksi luas sebaran hama (ha) ditampilkan sehingga dapat terlihat perbedaan luas sebarannya meskipun hasil *boolean*-nya sama – sama menunjukkan terdeteksi hama wereng. Sehingga dapat digunakan sebagai acuan bagi para petani dalam melakukan penanganan sesuai dengan prediksi luas sebarannya.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan di atas, maka dapat dirumuskan permasalahannya yaitu bagaimana mengembangkan metode JST *backpropagation* untuk pendeteksian hama wereng dengan optimalisasi pembobotan awal menggunakan metode *Nguyen-Widrow* dan momentum, serta mengetahui bagaimana perbandingan kinerja dari penerapan metode tersebut dengan optimalisasi dan tanpa optimalisasi.

1.3. Tujuan dan Manfaat

Berikut ini adalah tujuan dilaksanakan penelitian Tugas Akhir (TA), ditulis sebagai berikut:

1. Mengetahui kombinasi parameter terbaik (*learning rate* dan jumlah neuron tersembunyi) dari penerapan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan optimalisasi dan tanpa optimalisasi dan mengetahui luas sebaran (ha) hama wereng yang menyerang tanaman padi
2. Membandingkan kinerja berupa akurasi dan waktu komputasi antara penerapan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan optimalisasi menggunakan *Nguyen-Widrow* dan momentum dengan tanpa optimalisasi.

Manfaat dari penelitian TA yaitu membantu petani dalam mendeteksi hama wereng pada tanaman padi sehingga dapat dilakukan penanganan akan serangan hama wereng.

1.4. Ruang Lingkup

Berikut ini adalah batasan – batasan yang digunakan dalam penelitian TA, ditulis sebagai berikut:

1. Kasus menggunakan atribut masukan berupa curah hujan, suhu, kelembaban, dan kecepatan angin. Sedangkan untuk atribut target yang digunakan adalah data sebaran hama.
2. Pengembangan sistem ini menggunakan bahasa pemrograman Java dengan DBMS *MySQL* dengan IDE (*Integrated Development Environment*) berupa *Net Beans*.
3. Hama yang dideteksi dalam penelitian ini adalah hama wereng batang coklat.
4. Data histori dan serangan hama per bulan menggunakan data tahun 2004-2013

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam tugas akhir ini terbagi menjadi beberapa pokok bahasan, yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memberikan gambaran tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai sejumlah kajian pustaka yang berhubungan dengan penelitian tugas akhir ini. Kajian tersebut meliputi pengaruh iklim terhadap hama, penelitian terdahulu tentang deteksi serangan hama, jaringan syaraf tiruan, *oversampling*, *mean square error*, serta *confusion matrix*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini membahas mengenai langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian tugas akhir. Penyelesaian masalah tersebut diawali dengan pengambilan data klimatologi dan sebaran hama, *preprocessing*, pembentukan model deteksi hama, proses deteksi, serta model pengembangan perangkat lunak.

BAB IV PEMBAHASAN DAN ANALISA HASIL

Bab ini membahas mengenai hasil eksperimen dan analisa pada penelitian yang dimulai dari penentuan *threshold*, skenario eksperimen, serta hasil eksperimen dan analisis.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini membahas mengenai kesimpulan dari uraian yang telah dijabarkan pada bab-bab sebelumnya dan saran untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.