

## **OPTIMASI PENGEMBANGAN BIAYA SOFTWARE DENGAN PERBANDINGAN NEURAL NETWORK DENGAN OPTIMASI ALGORITMA GENETIKA DAN BAGGING**

**MAYYA NURBAYANTI SHOBARY**

Jurusan Sistem Informasi,  
Fakultas Teknik  
Universitas BSI Bandung  
Jalan Sekolan Internasional No.1-6 Antapani  
Bandung 40291  
Email : mayya.mny@bsi.ac.id

### **ABSTRAK**

Kajian dalam penelitian ini menitikberatkan pada kegagalan proyek pengembangan perangkat lunak yang perlu dilakukan sebuah usaha estimasi.. metode yang digunakan adalah gabungan ketiga metode yaitu metode neural network, algoritma genetika dan bagging. Hasil eksperimen dari 7 kombinasi parameter penelitian pada dataset cocomo81 dengan neural network didapatkan nilai rata-rata RMSE 0,0626 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,056, neural network dan bagging didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,051 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,049, neural network dan algoritma genetika didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,039 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,036 dan gabungan ketiga model neural network, algoritma genetika dan bagging didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,035 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,033. Maka dapat disimpulkan estimasi biaya pengembangan perangkat lunak dengan menggunakan gabungan ketiga metode yaitu metode neural network, algoritma genetika dan bagging lebih akurat dibanding dengan metode individual neural network.

**Kata Kunci:** estimasi, perangkat lunak, neural network, bagging, algoritma genetika

### **I. PENDAHULUAN**

Pengembangan perangkat lunak telah menjadi suatu investasi penting untuk banyak organisasi, di dalamnya melibatkan interaksi beberapa orang dalam jangka waktu yang ditentukan untuk mencapai tujuan bersama (Magdaleno et al., 2014). Untuk mencegah kegagalan proyek pengembangan perangkat lunak, dikarenakan kekurangan dalam manajemen proyek dan perencanaan praktek (Barros et al., 2009), maka perlu dilakukan sebuah usaha estimasi, di mana merupakan aktivitas

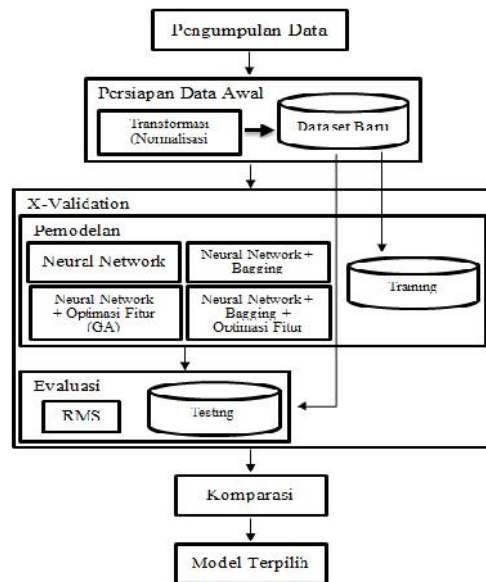
dasar yang sangat penting untuk perencanaan dan pemantauan pengembangan perangkat lunak agar dalam proses pembangunan dapat diterima tepat waktu sesuai dengan anggaran (Ferrucci et al., 2010).

Proses estimasi dilakukan dengan data pada proyek tertentu kemudian dibandingkan dengan sebuah set data historis (set proyek) yang mengandung pengukuran metrik yang relevan (misalnya, ukuran, bahasa yang digunakan, dan pengalaman tim pengembang) dan upaya pengembangan terkait (Dejaeger et al., 2012).

Pada penelitian ini akan menggunakan dataset Cocomo81. Karena dengan 2 (dua) alasan : (1). Cocomo81 merupakan model yang digunakan secara luas, (2). Dataset Cocomo81 terbuka untuk publik dan sering digunakan dalam percobaan *software effort* (Hamdy, 2012) dalam (Shobary, 2016). Dataset Cocomo81 mengandung *noise*, hal ini dapat dilihat dari penyebaran data (*varians*) yang tidak merata atau meluas (heterogen), seperti atribut *loc*, yang dapat ditunjukkan oleh besarnya nilai standar deviasi dibanding nilai rata-ratanya. *Noise* yang tinggi pada dataset Cocomo81 mengganggu proses estimasi, sehingga menyebabkan estimasi yang kurang akurat. Menurut Setiyorini & Wahono (2014) dalam Breiman (1996) menganggap bagging sebagai teknik pengurangan *varians (noise)* untuk metode dasar seperti decision tree atau neural network. Bagging mampu mengurangi pengaruh *noise* serta menyediakan kecepatan komputasi, perbaikan tambahan dalam akurasi, dan ketahanan untuk vektor respon *noise*.

## II. METODE

Pada penelitian yang dilakukan, digunakan penelitian jenis eksperimen, yaitu penelitian yang melibatkan penyelidikan pada parameter atau variabel dan tes yang dikendalikan oleh peneliti. Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain Penelitian

### 1. Identifikasi Masalah

COCOMO81 *datasets* terdiri dari 63 proyek. Set data ini dapat digunakan untuk menggali pengetahuan dalam menentukan estimasi waktu dan biaya pengembangan perangkat lunak. Pada dataset tersebut dibagi menjadi dua kelompok, yaitu kelompok pengurang (*decrease*) dan penambah (*increase*). Kelompok penambah ini akan menambah nilai *Effort* jika nilainya bertambah dan sebaliknya. Sedangkan kelompok data *decrease* akan membuat *Effort* menjadi bertambah jika nilainya berkurang dan sebaliknya. Nilai *Effort* (usaha dan waktu) dalam *dataset software effort* merupakan EAF. Untuk dapat menghitung biaya dan waktu aktual, maka dikonversi dengan biaya yang dibutuhkan di mana proyek dikembangkan.

## 2. Teknik Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini digunakan dataset cocomo81 seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1 dengan informasi seberapa tinggi tingkat *noise* pada dataset *input*, yang terlihat dari besarnya nilai varians dan standar deviasi.

## 3. Persiapan Data Awal

Dilakukan proses validasi untuk menemukan, dan mengkonversi dataset tersebut agar dapat digunakan dalam algoritma data mining. Sehingga dapat dipastikan dataset cocomo81 tidak memiliki *missing value* dan lengkap.

## 4. Transformasi Data

Dilakukan transformasi data ke dalam sebaran data yang lebih kecil dengan menggunakan teknik normalisasi.

## 5. Modeling

Dalam penelitian ini akan dilakukan eksperimen terhadap algoritma *machine learning*, yaitu *Neural Network* yang dikomparasi dengan Neural Network - Algoritma Genetika, Neural Network – Bagging dan Neural Network- Algoritma Genetika - Bagging. Pemodelan akan dilakukan dengan menggunakan *software Rapidminer*. *Rapidminer* merupakan salah satu *software data mining* terbaik dengan menyediakan lingkungan kerja yang bagus untuk tugas *data mining* (Jungermann, 2009).

## 6. Evaluasi

Dilakukan evaluasi terhadap kualitas dan efektivitas dari model yang diterapkan. Proses evaluasi akan menggunakan metode pengukuran *Root Of Mean Squared Error* (RMSE). Semakin rendah nilai RMSE yang dicapai, maka hasil akan semakin akurat.

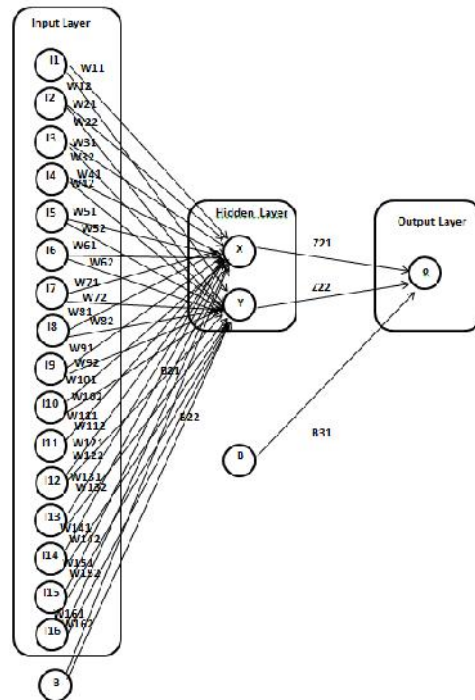
# IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

## A. HASIL

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai hasil dari penelitian yang telah dilakukan.

## 1. Pemodelan Neural Network

Pada bagian ini, akan dibahas mengenai pemodelan data *training* yang diambil dari salah satu eksperimen dengan menggunakan metode neural network. Adapun parameter yang digunakan yaitu *Training Cycle* 500, *learning rate* sebesar 0.3, *momentum* 0.2 dengan *hidden layer* yang terdiri dari 2 simpul seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Pemodelan Neural Network

Berikut hasil eksperimen model Neural Network, dengan hidden layer 2, 4, 6 dan 7. Momentum 0.1 dan 0.2, serta learning rate 0.1 dan 0.3.

Tabel 1. Hasil Eksperimen dengan Neural Network

Parameter Neural Network				RSME NN
<i>Training Cycles</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Hidden Layer</i>	
450	0.1	0.1	6	<b>0.056</b>
500	0.3	0.2	2	0.069
350	0.3	0.2	4	0.06
350	0.1	0.1	2	0.058
800	0.3	0.2	4	0.064
650	0.3	0.2	2	0.07
450	0.3	0.2	7	0.061
Rata - rata				<b>0.0626</b>
min				0.056

Pada Tabel 1. dari tujuh eksperimen pada dataset cocomo81 dengan neural network dan bagging dengan nilai parameter neural network (*training cycles*, *learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*) yang berbeda-beda dan nilai parameter bagging (*iterations*) adalah 10, didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,626 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,056.

## 2. Pemodelan Neural Network dan Bagging

Eksperimen pertama dilakukan untuk dengan percobaan berbagai kombinasi nilai parameter untuk metode neural network, yaitu *training learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*, dan nilai parameter untuk metode bagging yaitu *iterations*. Nilai parameter di uji coba dengan sistem *random* dan *trial error* untuk mendapatkan nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* untuk eksperimen dengan neural network dari yang terkecil sampai terbesar seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Eksperimen dengan Neural Network dan Bagging

Parameter Neural Network dan Bagging					RSME NN + Bagging
<i>Training Cycles</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Hidden Layer</i>	<i>Iteration</i>	
450	0.1	0.1	6	10	0.050
500	0.3	0.2	2	10	0.051
350	0.3	0.2	4	10	<b>0.049</b>
350	0.1	0.1	2	10	0.052
800	0.3	0.2	4	10	0.050
650	0.3	0.2	2	10	0.052
450	0.3	0.2	7	10	0.053
Rata - rata					<b>0.051</b>
min					0.049

Pada Tabel 2. dari tujuh eksperimen pada dataset cocomo81 dengan neural network dan bagging dengan nilai parameter neural network (*training cycles*, *learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*) yang berbeda-beda dan nilai parameter bagging (*iterations*) adalah 10, didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,051 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,049.

### 3. Pemodelan Neural Network dan Optimasi Fitur

Berikut hasil eksperimen model Neural Network dengan Algoritma Genetika yang berfungsi sebagai seleksi fitur.

Tabel 3. Hasil Eksperimen Neural Network dan Algoritma Genetika

Parameter Neural Network				FITUR		RSME NN+GA
<i>Training Cycles</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Hidden Layer</i>	GA		
450	0.1	0.1	6	7	0.04	
500	0.3	0.2	2	11	0.041	
350	0.3	0.2	4	6	0.038	
350	0.1	0.1	2	10	0.041	
800	0.3	0.2	4	7	0.042	
650	0.3	0.2	2	7	0.037	
450	0.3	0.2	7	10	<b>0.036</b>	
Rata - rata					<b>0.039</b>	
				Min	0.036	

Pada Tabel 3. dari tujuh eksperimen pada dataset cocomo81 dengan neural network dan seleksi fitur dengan Algoritma Genetik menggunakan nilai parameter neural network (*training cycles*, *learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*) yang berbeda-beda, didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,039 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,036.

### 4. Pemodelan Neural Network, Bagging dan Optimasi Fitur

Berikut hasil eksperimen model Neural Network dengan Algoritma Genetika yang berfungsi sebagai seleksi fitur dan bagging dengan percobaan berbagai kombinasi nilai parameter untuk metode neural network, yaitu *training cycles*, *learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*. Nilai parameter diuji coba dengan sistem *random* dan *trial error* untuk mendapatkan nilai *Root Mean Square Error*

(RMSE) dari yang terkecil sampai terbesar untuk eksperimen dengan neural network seperti pada Tabel 4.

Tabel 5. Hasil Eksperimen Neural Network, Algoritma Genetika dan Bagging

Parameter Neural Network				BG	FITUR	RSME NN+GA+BG
<i>Training Cycles</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Hidden Layer</i>	<i>Iterasi</i>	GA	
450	0.1	0.1	5	10	8	0.039
500	0.3	0.2	2	10	8	0.034
350	0.3	0.2	4	10	9	0.037
350	0.1	0.1	2	10	6	0.038
800	0.3	0.2	4	10	7	<b>0.033</b>
650	0.3	0.2	2	10	8	0.034
450	0.3	0.2	7	10	8	<b>0.033</b>
Rata - rata						<b>0.035</b>
					Min	0.033

Pada Tabel 4. dari tujuh eksperimen pada dataset cocomo81 dengan neural network, algoritma genetika dan bagging dengan nilai parameter neural network (*training cycles*, *learning rate*, *momentum*, dan *hidden layer*) yang berbeda-beda dan nilai parameter bagging (*iterations*) adalah 10, didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,035 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,033.

### Pembahasan

#### 5. Komparasi Model NN, NN-GA, NN-BG, NN-GA-BG

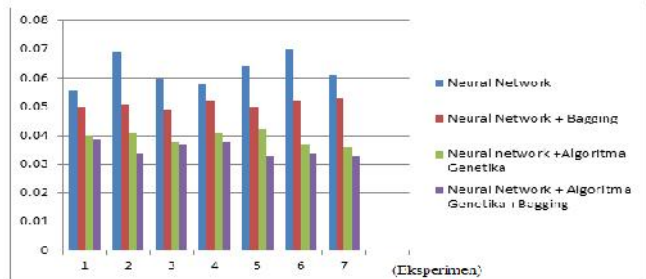
Setelah eksperimen yang dilakukan dengan neural network, neural network dan bagging, neural network dan algoritma genetika, neural network, algoritma genetika, dan bagging kemudian dikomparasi hasil RMSE pada metode neural network, neural network dan bagging, neural network dan algoritma genetika, neural network, algoritma genetika, dan bagging dari tujuh eksperimen pada dataset cocomo81. Pada Tabel 5. dari tujuh eksperimen dan rata-rata keseluruhan eksperimen menggunakan dataset cocomo81 secara konsisten menunjukkan penurunan nilai RMSE yang signifikan antara yang menggunakan neural network, neural network dan bagging, neural network dan algoritma genetika, neural network, algoritma genetika, dan bagging.



Tabel 5. Hasil Eksperimen NN, NN-GA, NN-BG, NN-GA-BG

Parameter Neural Network				RMSE NN		RMSE NN + GA		RMSE BC		RSME	
Training Cycles	Learning Rate	Momentum	Hidden Layer	RMSE NN	NN + GA	Iterasi	RMSE BC	Iterasi	NN+G A+ BG	Iterasi	
450	0.1	0.1	6	<b>0.056</b>	0.04	7	0.05	10	0.039	8	
500	0.3	0.2	2	0.069	0.041	11	0.051	10	0.034	8	
350	0.3	0.2	4	0.06	0.038	6	<b>0.049</b>	10	0.037	9	
350	0.1	0.1	2	0.058	0.041	10	0.052	10	0.038	6	
800	0.3	0.2	4	0.064	0.042	7	0.05	10	<b>0.033</b>	7	
650	0.3	0.2	2	0.07	0.037	7	0.032	10	0.034	8	
450	0.3	0.2	7	0.061	<b>0.036</b>	10	0.053		<b>0.033</b>	8	

Dari tujuh eksperimen dan rata-rata keseluruhan eksperimen pada dataset cocomo81 pada Tabel 5 secara konsisten menunjukkan penurunan nilai RMSE yang signifikan antara menggunakan metode neural network, neural network dan bagging, neural network dan algoritma genetika, neural network, algoritma genetika, dan bagging.



Gambar 3. Grafik Perbedaan Metode Eksperimen NN, NN-GA, NN-BG, NN-GA-BG pada Dataset Cocomo81

## V. PENUTUP

Hasil eksperimen dari 7 kombinasi parameter penelitian pada dataset cocomo81 dengan neural network didapatkan nilai rata-rata RMSE 0,0626 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,056, neural network dan bagging didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,051 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,049, neural network dan algoritma genetika didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,039 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,036 dan gabungan ketiga model neural network, algoritma genetika dan bagging didapatkan nilai rata-rata RMSE adalah 0,035 dan nilai RMSE terkecil adalah 0,033. Maka dapat disimpulkan estimasi biaya

pengembangan perangkat lunak dengan menggunakan gabungan ketiga metode yaitu metode neural network, algoritma genetika dan bagging lebih akurat dibanding dengan metode individual neural network.

### DAFTAR PUSTAKA

- Basri, S., Kama, N., & Ibrahim, R. (2015). COCHCOMO : An extension of COCOMO II for Estimating Effort for Requirement Changes during Software Development Phase 2 Related Work, *14*, 152–162.
- Dejaeger, K., Verbeke, W., Martens, D., & Baesens, B. (2012). Data mining techniques for software effort estimation: a comparative study, *38*(2), 375–397. Retrieved from <http://eprints.soton.ac.uk/336472/>
- Ferrucci, F., Gravino, C., Oliveto, R., & Sarro, F. (2010). Genetic Programming for Effort Estimation: An Analysis of the Impact of Different Fitness Functions. *Search Based Software Engineering (SSBSE), 2010 Second International Symposium on*, (25). <http://doi.org/10.1109/SSBSE.2010.20>
- Hamdy, A. (2012). Fuzzy Logic for Enhancing the Sensitivity of COCOMO Cost Model, *3*(9), 1292–1297.
- Magdaleno, A. M., Barros, M. D. O., Maria, C., Werner, L., Araujo, M. De, Freud, C., & Batista, A. (2014). Collaboration Optimization in Software Process Composition, 1–30.
- Setiyorini, T., Pascasarjana, P., Ilmu, M., Tinggi, S., Informatika, M., Komputer, D. A. N., & Mandiri, N. (2014). Penerapan Metode Bagging Untuk Mengurangi Data Noise Pada Neural Network Untuk Estimasi Kuat Tekan Beton Penerapan Metode Bagging Untuk Mengurangi Data Noise Pada Neural Network Untuk.
- Shobary, Mayya Nurbayanti. (2016). Estimasi Biaya Pengembangan Perangkat Lunak Menggunakan Neural Network dengan Optimasi Algoritma Genetika. *Jurnal Tekno Insentif* .48-58.
- Whitehead, J. (2007). Collaboration in Software Engineering : A Roadmap Collaboration in Software Engineering : A Roadmap. *Future of Software Engineering FOSE-2007*, 214–225. <http://doi.org/10.1109/FOSE.2007.4>