

# MANAJEMEN RISIKO PADA MODEL ESTIMASI BIAYA PERANGKAT LUNAK

**Riska Arinta<sup>1)</sup>, Dianni Yusuf<sup>2)</sup>, Dewi Widyastutik<sup>3)</sup>**

<sup>1,3)</sup>Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Kampus ITS Sukolilo, Jawa Timur

<sup>2)</sup>Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Banyuwangi

Email : <sup>1)</sup>rhizuka@gmail.com <sup>2)</sup>dianniyusuf@gmail.com <sup>3)</sup>dewi.widya@gmail.com

## ABSTRAK

Sebuah pengembangan proyek perangkat lunak dikatakan berhasil apabila sistem tersebut dapat diselesaikan tepat waktu, sesuai dengan biaya dan kualitas yang diinginkan. Proses memperkirakan besarnya biaya yang dibutuhkan disebut estimasi biaya Perangkat Lunak (PL). Beberapa model telah digunakan dalam melakukan estimasi biaya PL, baik berupa model *algorithmic*, model *non-algorithmic*, ataupun hibridasi antara model-model tersebut. Terdapat tiga model estimasi biaya yang digunakan dalam penelitian ini yaitu hibridasi dari *Constructive Cost Model (COCOMO) II* dengan logika fuzzy, algoritma fuzzy-genetic, dan neuro-fuzzy. Ketiga model tersebut memiliki tingkat kesalahan yang kecil dibandingkan dengan model estimasi biaya PL yang lain.

Dalam proses estimasi biaya PL, masalah ketidakpastian merupakan sebuah risiko yang sering terjadi. Secara global, RAND Corporation mengidentifikasi tiga tipe ketidakpastian dan menyediakan panduan mengenai risiko yang mungkin terjadi beserta cara memitigasi risiko dalam proses estimasi biaya PL. Kontribusi pertama penelitian ini adalah mendapatkan kandidat risiko yang spesifik terhadap model estimasi biaya PL. Kandidat risiko diperoleh dengan melakukan penyesuaian secara top-down dan bottom-up. Daftar kandidat risiko yang diperoleh kemudian dipetakan dengan ketiga model estimasi biaya PL. Kontribusi kedua dari penelitian ini adalah mendapatkan cara mitigasi risiko model estimasi biaya PL.

**Kata Kunci:** Model estimasi biaya perangkat lunak, manajemen risiko, *COCOMO-fuzzy*, *neuro-fuzzy*, algoritma fuzzy-genetic.

## 1 PENDAHULUAN

Estimasi biaya perangkat lunak (PL) adalah proses memperkirakan biaya yang digunakan untuk membangun atau memelihara suatu PL [1]. Model estimasi biaya PL menggunakan tahapan pengembangan PL sebagai dasar penentuan parameter estimasi biaya. Model estimasi biaya PL dibedakan menjadi dua jenis, yaitu model *algorithmic* dan model *non-algorithmic* [1,2]. Model *algorithmic* membutuhkan masukan seperti estimasi yang akurat dari atribut yang digunakan seperti *Line Of Code* (LOC), kompleksitas dan antar muka PL. Model *non-algorithmic* dibuat berdasarkan algoritma *soft computing* seperti jaringan syaraf tiruan, *fuzzy*, dan algoritma genetika. *Soft computing* [3] merupakan metode pengolahan data yang bersifat tidak pasti, impresi dan dapat diimplementasikan dengan biaya yang murah. Ketiga algoritma *soft computing* tersebut dapat dihibridasi satu sama lain untuk menghasilkan model estimasi PL yang lebih baik bila ditinjau dari tingkat kesalahan [1,2], seperti hibridasi COCOMO II dengan logika *fuzzy*, algoritma *fuzzy-genetic*, dan *neuro-fuzzy*.

Risiko ketika melakukan estimasi biaya PL adalah masalah ketidakpastian. Proses estimasi yang dilakukan diawali siklus proyek menyebabkan

ketidakpastian [4]. Parameter yang akan diestimasi harus diukur dan dinilai sebelum PL dibangun, bahkan sebelum seluruh kebutuhan PL selesai diidentifikasi. RAND Corporation [4] mengidentifikasi tiga tipe ketidakpastian, yaitu ketidakpastian dalam pendefinisan sistem, pembangunan sistem, dan proses estimasi. RAND Corporation menyediakan panduan mengenai risiko yang mungkin terjadi dan cara mitigasi risiko dalam proses estimasi biaya PL. RAND Corporation memberikan daftar risiko secara global dalam mengestimasi biaya PL, namun tidak secara spesifik untuk suatu model estimasi biaya PL.

Dalam penelitian ini, risiko apa saja yang terjadi pada model estimasi biaya PL diidentifikasi berdasarkan panduan RAND Corporation. Model estimasi biaya PL yang akan dievaluasi yaitu hibridasi COCOMO II dengan logika *fuzzy*, algoritma *fuzzy-genetic*, dan *neuro-fuzzy*. Identifikasi risiko diawali dengan analisis model estimasi biaya PL, kemudian dilakukan pemetaan hasil analisis dengan panduan yang digunakan sehingga didapatkan kandidat risiko untuk ketiga model estimasi biaya PL. Penelitian ini juga akan menyediakan cara mitigasi risiko untuk ketiga model estimasi biaya PL.

Tahapan secara umum dalam melakukan estimasi biaya PL dan penjelasan tiga model estimasi

biaya PL yang dianalisis risikonya dibahas dalam Bab 2. Kategori risiko yang menjadi faktor ketidakpastian dalam estimasi biaya PL dijelaskan dalam Bab 3. Pada Bab 4, dijelaskan langkah-langkah penelitian yang telah dilakukan. Pada Bab 5, identifikasi risiko yang dimulai dengan proses perolehan kandidat risiko, analisa kandidat risiko, sampai dengan pemetaan kandidat risiko dengan tiga model estimasi biaya PL dilakukan. Setelah dilakukan proses pemetaan, analisis mitigasi risiko model dijabarkan dalam Bab 6. Kesimpulan tersaji dalam Bab 7.

## 2 MODEL ESTIMASI BIAYA PERANGKAT LUNAK

Estimasi biaya PL secara umum dilakukan dalam beberapa tahapan [5], yaitu: 1) analisis kebutuhan teknis dan *programmatic* (parameter masukan dari tahap ini antara lain desain dan arsitektur PL, jadwal proyek, proyek *Work Breakdown Structure* (WBS), *implementation approach*); 2) mengidentifikasi elemen kerja dalam WBS; 3) mengestimasi ukuran PL; 4) mengestimasi usaha; 5) menjadwalkan usaha; 6) kalkulasi biaya; 7) mengidentifikasi akibat dari risiko yang mungkin muncul; 8) validasi estimasi menggunakan model atau analogi; 9) mereview dan menyetujui estimasi yang telah dilakukan; 10) *track* dan *report* hasil estimasi.

Model estimasi biaya PL yang akan dianalisis risikonya dalam penelitian ini merupakan kategori dari model *non-algorithmic* yang dibuat berdasarkan algoritma *soft computing* yaitu hibridasi COCOMO II dan logika *fuzzy*, algoritma *fuzzy-genetic*, dan *neuro-fuzzy*. Ketiga model tersebut akan dijelaskan dalam sub bab 2.1, 2.2, dan 2.3.

### 2.1 Hibridasi COCOMO II dan Fuzzy Logic

COCOMO II merupakan salah satu bagian dari model *algorithmic*. Model ini digunakan untuk melakukan estimasi biaya dengan cara menghitung besarnya program, *cost drivers* dan data historis proyek-proyek yang sebelumnya pernah dilakukan dan pengelolaan proyeknya telah tersimpan dalam database COCOMO II. *Cost drivers* adalah faktor-faktor yang mempengaruhi biaya pengembangan proyek. COCOMO II memiliki 17 *cost drivers* yang dikelompokkan ke dalam 4 kelompok yaitu *product* (RELY, DATA, CPLX, RUSE, DOCU), *platform* (TIME, STOR, PVOL), *personnel* (ACAP, PCAP, PCON, AEXP, PEXP, LTEX), dan *project* (TOOL, SITE, SCED). Semakin besar nilai STOR, DATA, TIME, TURN, VIRT, CPLX dan RELY, semakin besar pula biaya estimasi yang dihasilkan. Sedangkan untuk nilai ACAP, PCAP, AEXP, MODP, TOOL, VEXP, LEXP yang semakin besar akan menurunkan biaya estimasi [2]. Terdapat parameter lain yang

digunakan yaitu *scale factor* (PREC, FLEX, RESL, TEAM, PMAT).

Masing-masing *cost drivers* mempunyai rating mulai dari “*very low*”, “*low*”, “*nominal*”, “*high*”, “*very high*” maupun “*extra high*” [6]. Setiap rating memiliki nilai bobot, dimana nilai yang lebih besar dari 1 menunjukkan usaha pengembangan yang meningkat, sedangkan nilai dibawah 1 menunjukkan sebaliknya. Nilai bobot ini selanjutnya digunakan untuk mencari *Effort Adjustment Factor* (EAF) dengan cara mengalikan setiap nilai bobot dari *cost drivers* yang digunakan dalam pengembangan proyek. Nilai EAF dan faktor skala akan dijadikan parameter dalam proses *effort equation* yaitu estimasi dari usaha yang dibutuhkan dalam menyelesaikan proyek berdasarkan ukuran proyek PL (dalam satuan orang-bulan). Selanjutnya COCOMO II akan memprediksi jumlah bulan yang dibutuhkan berdasarkan nilai *effort equation*. Kelebihan model ini dapat digunakan untuk memprediksi waktu yang dibutuhkan dalam menyelesaikan proyek dan jumlah staf yang dibutuhkan.

*Fuzzy logic* merupakan salah satu bagian dari *non-algorithmic model*. Penggunaan logika *fuzzy* memungkinkan pembuatan keputusan yang relatif di dalam lingkungan ketidakpastian [7]. Suatu objek yang merupakan elemen dari suatu himpunan klasik mempunyai fungsi keanggotaan 1, sedangkan objek yang bukan elemen maka fungsi keanggotaannya adalah 0. Hal ini disebut sebagai logika *bivalent* atau *two-value-logic*, yaitu logika yang hanya mempunyai dua nilai kebenaran, yaitu *true* (benar/1) dan *false* (salah/0). Permasalahan yang terjadi dalam dunia nyata adalah, tidak semuanya bisa dinotasikan ke dalam dua nilai kebenaran tersebut. Misalnya, dalam suatu himpunan *fuzzy*, suatu objek mungkin menjadi elemen suatu himpunan secara sebagian. Tingkat keanggotaan dalam suatu himpunan *fuzzy* disebut derajat keanggotaan, dimana nilai derajat keanggotaan ini antara 0 sampai dengan 1.

Tahapan-tahapan dalam melakukan estimasi biaya menggunakan hibridasi COCOMO II dengan *Fuzzy Logic* adalah sebagai berikut.

1. *Fuzzification* : Parameter masukan yang akan di estimasi, antara lain COCOMO II *cost drivers*, *scale factor*, dan ukuran proyek PL yang sebelumnya merupakan variabel linguistik dan masukan dari estimator dirubah menjadi variabel *fuzzy* dan derajat keanggotaan sehingga menghasilkan fungsi keanggotaan.
2. *Fuzzy rule base* : Dilakukan pembentukan rule terhadap variabel linguistik yang sesuai dengan proyek pengembangan PL.
3. *Fuzzy Inference Engine* : Pada tahap ini dilakukan evaluasi COCOMO II dan *cost driver* yang diperoleh dari proses *fuzzification*. Setelah itu hasil evaluasi akan dicocokkan dengan *rule*

fuzzy yang telah terbentuk dari proses sebelumnya.

4. *Defuzzification* : Dilakukan proses defuzzifikasi terhadap hasil dari proses fuzzifikasi yang telah dilakukan.

## 2.2 Fuzzy -Genetic Algorithm (Fuzzy -GA)

Logika *Fuzzy* merupakan logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (*fuzzyness*) antara benar atau salah, dalam rentang 0 hingga 1 (derajat keanggotaan). Pemakaian *membership-function* memungkinkan *fuzzy* untuk melakukan observasi obyektif terhadap nilai-nilai yang subyektif. Selanjutnya *membership-function* ini dapat dikombinasikan untuk membuat pengungkapan konsep yang lebih jelas. Logika *fuzzy* digunakan untuk menterjemahkan suatu besaran yang diekspresikan menggunakan bahasa (*linguistic*). Logika *Fuzzy* memungkinkan nilai keanggotaan antara 0 dan 1, tingkat keabuan dan juga hitam dan putih, dan dalam bentuk linguistik, konsep tidak pasti seperti "sedikit", "lumayan" dan "sangat". Kelebihan dari logika *fuzzy* adalah kemampuan dalam proses penalaran secara bahasa (*linguistic reasoning*). Sehingga dalam perancangannya tidak memerlukan persamaan matematik dari objek yang akan dikendalikan.

GA adalah metode komputasi yang meniru proses evolusi dan seleksi alam [8]. Metode ini sering dimanfaatkan untuk mencari nilai optimal suatu fungsi/permasalahan. Untuk mencari nilai optimal tersebut, pertama-tama parameter-parameter permasalahan ditransfer kedalam bentuk genetik sebuah kromosom individu yang disebut *genotype*. Selanjutnya suatu populasi yang terdiri dari ribuan kromosom individu ini mengalami proses seleksi, *crossover* (persilangan) dan mutasi yang meniru proses biologi yang terjadi di alam. Operasi ini diulang-ulang, dari satu generasi ke generasi berikutnya.

Kualitas suatu individu ditunjukkan oleh nilai *fitness*, yang diukur dengan suatu kriteria yang mencerminkan sejauh mana kromosom individu tersebut mendekati nilai optimal yang diinginkan. Hal ini mencerminkan diperolehnya jawaban yang merupakan pendekatan terhadap nilai optimal yang diinginkan.

Sebelum masuk ke dalam model *Fuzzy-GA*, tahap persiapan untuk merubah data mentah menjadi data sesuai kebutuhan model diperlukan. Koleksi data berupa historical data diolah menggunakan *statistical modelling* untuk mendapatkan *effort estimation data*. *Statistical modelling* yang digunakan adalah *linear model* dan *pure-quadratic model*. *Effort estimation data* hasil dari *statistical modelling* antara lain *analysis capability*, *programmers capability*, *application experience*, *modern programming practices*, *use of software tools*, *virtual machine*

*experience*, *language experience*, *schedule constraint*, *main memory constraint*, *data base size*, *time constraint for cpu*, *turn around time*, *machine volatility*, *process complexity*, *required software reliability* dan *lines of source code*. *Effort estimation data* kemudian dijadikan sebagai masukan dalam model *Fuzzy-GA*.

Langkah-langkah estimasi biaya perangkat lunak menggunakan *Fuzzy-GA* adalah sebagai berikut [9]:

1. Baca masukan nilai metrik. Metrik dari *effort estimation data*,
2. cari kesamaan terdekat (*nearest match value*) dengan data historis menggunakan jarak *euclidian*,
3. hitung *output* dari sistem inferensi *fuzzy* sesuai dengan masukan data,
4. jadikan sistem inferensi *fuzzy* dan nilai kesamaan terdekat (*nearest match value*) sebagai kromosom (kandidat yang akan dioptimalisasi) dalam GA,
5. lakukan persilangan (*cross over*) nilai pada bagian tertentu, dan
6. iterasi langkah 4 dan 5, hingga didapatkan hasil akhir yang paling optimal

GA digunakan untuk optimasi fungsi keanggotaan *fuzzy*. GA juga digunakan untuk mereduksi kompleksitas parameter [8]. Saat menggunakan GA pada masalah optimasi, harus mengidentifikasi semua parameter penting untuk menentukan panjang kromosom. Beberapa keunggulan yang dimiliki oleh GA antara lain GA memiliki kemampuan untuk mencari nilai optimal secara paralel, melalui proses kerjasama antara berbagai unit yang disebut kromosom individu; GA tidak memerlukan perhitungan matematika yang rumit seperti differensial yang diperlukan oleh algoritma optimisasi yang lain. GA juga memiliki beberapa kekurangan yaitu tidak memiliki rumusan yang pasti, bagaimana mentransfer parameter permasalahan ke dalam kode genetik; Banyak parameter yang perlu diset secara baik agar proses evolusi dalam GA berjalan sesuai dengan yang diharapkan; Tidak ada prosedur yang baku bagaimana menentukan rumus *fitness*.

## 2.3 Neuro Fuzzy

*Neuro fuzzy* merupakan sebuah model hibridasi antara *neural network* dan logika *fuzzy*. Model hibridasi ini dikembangkan untuk mendapatkan sebuah kecerdasan dengan kemampuan penalaran yang menjadi kelebihan logika *fuzzy* serta pembelajaran yang merupakan kelebihan *neural network* [10].

Proses penalaran logika *fuzzy* terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan *fuzzification*, lapisan aturan *fuzzy*, dan lapisan *defuzzification*. Sedangkan proses pembelajarannya digunakan untuk mengoptimalkan parameter *fuzzy* dengan cara memperbaiki kesalahan.

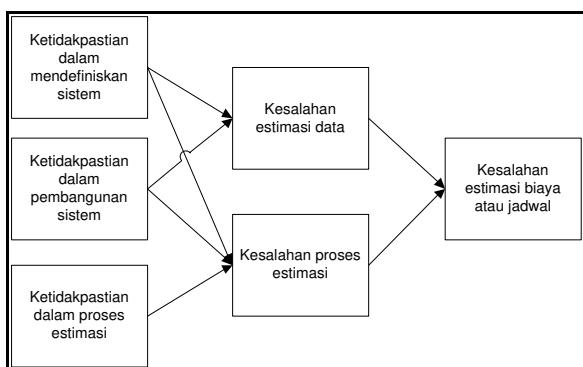
Pada lapisan *fuzzification*, masing-masing neuron berisi fungsi keanggotaan premis sistem *fuzzy*. Keluaran lapisan *fuzzification* adalah nilai derajat keanggotaan *fuzzy* hasil *fuzzification* masukan. Pada lapisan selanjutnya, nilai-nilai *fuzzification* akan dikalikan, diberikan bobot, dan dijumlahkan. Tahap terakhir, lapisan *defuzzification*, dilakukan proses *defuzzifikasi* untuk menghasilkan keluaran berupa nilai yang tegas. Masing-masing neuron merepresentasikan fungsi keanggotaan konsekuensi sistem *fuzzy*.

Algoritma *Neuro Fuzzy* dijabarkan dalam langkah-langkah sebagai berikut:

1. Inisiasi parameter jaringan (pembobotan dan bias)
2. Tentukan nilai parameter jaringan,
3. uji selisih nilai antara pembimbing dengan keluaran pengontrol (eror). Bila eror terpenuhi, maka lanjutkan langkah-4, namun jika belum terpenuhi, maka kembali ke langkah-2,
4. hitung perbaruan nilai parameter *neuro fuzzy*, dan
5. hitung output berupa nilai estimasi biaya.

### 3 RISIKO DALAM MODEL ESTIMASI BIAYA PERANGKAT LUNAK

Risiko dapat dibayangkan sebagai kemungkinan kondisi ketika tidak bisa mencapai tujuan yang telah ditentukan beserta kerusakan yang akan ditimbulkannya. Banyak penelitian menyebutkan risiko disebabkan oleh *indeterminate*, ambiguitas, tidak terdefinisi, atau secara umum disebabkan oleh kurang dirumuskannya tujuan pembangunan PL [4]. Selain itu ketidakpastian juga merupakan risiko yang sering dihadapi.



Gambar 1. Ketidakpastian dalam Tahapan Pengembangan PL [4]

Model estimasi biaya PL menggunakan tahapan pengembangan PL sebagai dasar penentuan parameter estimasi biaya sehingga risiko yang terjadi dalam tahapan pengembangan PL juga mempengaruhi proses estimasi biaya. Gambar 1

menunjukkan ketidakpastian yang menjadi risiko dalam estimasi biaya PL.

Berdasarkan Gambar 1, terdapat tiga kategori ketidakpastian yang menjadi risiko dalam estimasi biaya PL adalah sebagai berikut.

1. Ketidakpastian dalam proses definisi sistem. Ketidakpastian ini bisa disebabkan oleh kesalahan masukan/parameter untuk data estimasi atau kesulitan dalam memahami peran pengembangan sistem. Permasalahan yang akan dipecahkan mungkin tidak didefinisikan dengan baik selama mendefinisikan sistem, sehingga mengakibatkan pemahaman yang kurang terhadap sistem. Hal ini dapat menyebabkan pengembangan sistem yang tidak lengkap, tidak konsisten, atau ambigu. Hal-hal yang harus diperhatikan dalam proses mendefinisikan sistem antara lain adalah bagaimana cara memahami kebutuhan atau desain sistem, adanya kebutuhan atau desain sistem yang tidak lengkap atau tidak konsisten.
2. Ketidakpastian dalam proses pengembangan sistem. Ketidakpastian ini dapat terjadi dalam proses perencanaan, penjadwalan, koordinasi, analisis alternatif, manajemen risiko, dan kinerja tim. Terkadang penggunaan metode formal bisa berdampak baik ataupun sebaliknya. Metode formal digunakan untuk menghasilkan kebutuhan yang benar dan menemukan permasalahan dalam kebutuhan tersebut, namun penggunaan metode formal dalam skala besar dapat mengakibatkan biaya yang harus dikeluarkan semakin besar, membutuhkan waktu yang lama, dan terkadang tidak layak diterapkan. Selain itu adanya ketidaksesuaian antara metode pengembangan dengan metode estimasi biaya menjadi salah satu hal yang harus diperhatikan agar proses pengembangan sistem dapat dilakukan dengan baik.
3. Ketidakpastian dalam proses estimasi. Ketidakpastian yang terjadi selama pemilihan metode estimasi, pemilihan data yang akan diukur, penerapan metode, dan evaluasi hasil estimasi.

### 4 METODOLOGI PENELITIAN

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan sampai diperoleh output akhir penelitian berupa cara mitigasi risiko model estimasi biaya PL dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Metodologi Penelitian

No.	Langkah Penelitian	Keluaran tiap langkah
1.	Kajian pustaka	Rangkuman 3 model estimasi biaya PL.

No.	Langkah Penelitian	Keluaran tiap langkah
		Rangkuman risiko dalam <i>guideline</i> RAND Corporation.
2.	Analisis kandidat risiko	Tahapan proses perolehan kandidat risiko model estimasi biaya PL. (Gambar 2) Kandidat risiko model estimasi biaya PL beserta deskripsi risiko, R1 s/d R12.
3.	Pemetaan risiko	Tabel pemetaan kandidat risiko terhadap 3 model estimasi biaya PL. (Tabel 2)
4.	Analisis mitigasi risiko	Saran mitigasi risiko untuk model estimasi biaya PL.

## 5 IDENTIFIKASI RISIKO PADA MODEL ESTIMASI BIAYA PERANGKAT LUNAK

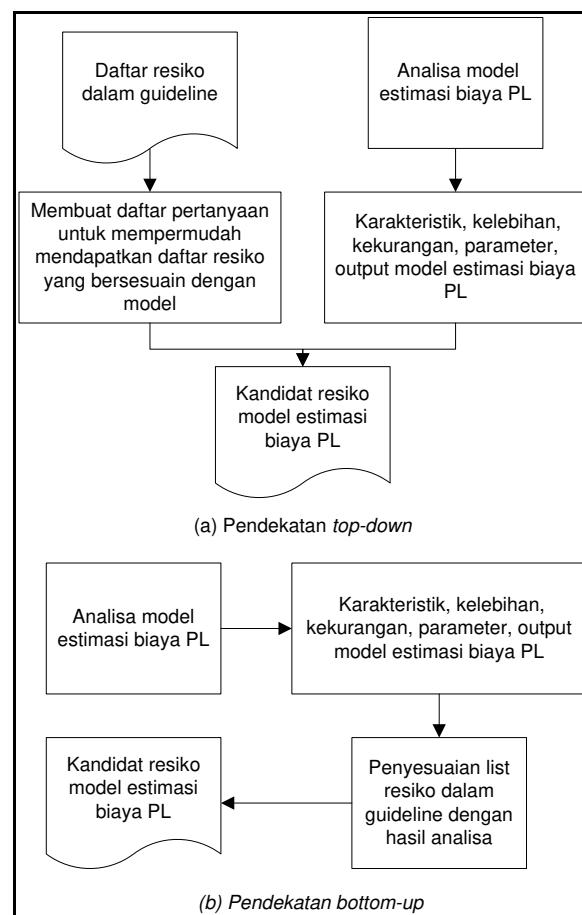
Dalam studi ini, proses perolehan kandidat risiko pada model estimasi biaya PL diperoleh melalui proses pendekatan dari *guideline* mengenai ketidakpastian dalam proses estimasi biaya PL dan dilakukan penyesuaian terhadap kemungkinan risiko yang terjadi pada model estimasi biaya PL. Proses penyesuaian akan menghasilkan daftar kandidat risiko model estimasi biaya PL. Selanjutnya, daftar kandidat risiko dianalisis untuk dihasilkan suatu pemetaan risiko.

### 5.1 Proses Perolehan Kandidat Risiko

Daftar risiko teridentifikasi dalam RAND Corporation merupakan risiko secara umum yang disebabkan oleh ketidakpastian dalam proses definisi sistem, proses pengembangan, dan proses estimasi. Daftar risiko tersebut merupakan daftar risiko untuk estimasi biaya PL. Agar daftar risiko tersebut dapat digunakan untuk mengidentifikasi risiko dalam model estimasi biaya PL, maka diperlukan penyesuaian dengan kemungkinan risiko yang terjadi pada model estimasi biaya PL. Dari hasil penyesuaian tersebut diperoleh kandidat risiko model estimasi biaya PL.

Proses penyesuaian untuk mendapatkan risiko dalam model estimasi biaya PL dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu *top-down* dan *bottom-up*. Pendekatan *top-down* dimulai dari menurunkan daftar risiko yang masih abstrak dalam *guideline* hingga diperoleh kandidat risiko model estimasi biaya PL. Sedangkan pendekatan *bottom-up* dimulai dari analisis model estimasi biaya PL secara mendalam melalui studi literatur hingga diperoleh karakteristik untuk tiap model, kemudian memetakan karakteristik tersebut dengan daftar risiko *guideline* hingga

diperoleh kandidat risiko. Pendekatan *top-down* dan *bottom-up* secara jelas ditunjukkan dalam Gambar 2. Hasil identifikasi kedua pendekatan tersebut digabungkan, sehingga didapatkan kandidat risiko model estimasi biaya PL.



Gambar 2. Proses Perolehan Kandidat Risiko

### 5.2 Analisis Kandidat Risiko

Melalui proses perolehan kandidat risiko seperti tersaji pada Gambar 2, dua belas kandidat risiko berhasil diperoleh. Kandidat-kandidat risiko tersebut dikodekan dengan awalan **R** dan akhiran berupa angka yang menunjukkan urutan kandidat risiko. Alasan penetapan kandidat risiko akan dijelaskan berikut. Kandidat risiko **R1** ditetapkan karena hasil estimasi yang dikeluarkan oleh model estimasi biaya PL seharusnya tidak hanya berupa keluaran tunggal tetapi bisa juga berupa *breakdown* biaya tersebut. Dari hasil *breakdown*, *stakeholder* dapat mengetahui hasil estimasi per komponen.

Perbedaan nilai untuk parameter yang sama pada data historis dengan data estimasi akan menimbulkan risiko jika tidak dilakukan normalisasi nilai oleh model estimasi biaya PL. Penjelasan tersebut mendasari penetapan **R2** sebagai kandidat risiko.

Model estimasi biaya PL harus konsisten untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat, termasuk di dalamnya pemilihan dan penggunaan parameter/masukan pengukuran yang digunakan, apakah sesuai dengan *best practice* yang sering digunakan. Oleh karena itu, **R3 ditetapkan** sebagai kandidat risiko.

Model estimasi biaya PL juga harus mampu menangani data pencilan (*outliers*), karena data tersebut bisa mempengaruhi keakuratan prediksi suatu model, penjelasan tersebut mendasari **R4** sebagai kandidat risiko.

**R5** diidentifikasi sebagai kandidat risiko karena jumlah *dataset* dapat mempengaruhi keakuratan prediksi biaya PL. Semakin banyak *dataset* yang digunakan maka hasil prediksi akan semakin akurat.

Parameter/masukan dalam model estimasi biaya PL sebaiknya dalam bentuk *range* (rentang) nilai, karena bisa saja estimator memiliki penilaian yang berbeda. Rentang nilai dapat mengakomodasi risiko tersebut. Penjelasan tersebut mendasari **R6** sebagai kandidat risiko.

Risiko dalam pembangunan PL seharusnya dijadikan sebagai atribut dalam mengestimasi biaya PL sehingga kemungkinan risiko yang mungkin terjadi yang mempengaruhi biaya PL bisa diidentifikasi dan ditaksir sejak awal. Penjelasan tersebut mendasari **R7** sebagai kandidat risiko. Parameter/masukan lain yang penting ada di suatu model estimasi biaya PL adalah rentang waktu pengerjaan proyek yang sudah pasti mempengaruhi biaya PL, semakin lama proyek berjalan semakin banyak biaya yang dibutuhkan, oleh karena itu atribut ini bisa menjadi risiko untuk suatu model, penjelasan tersebut mendasari **R8** sebagai kandidat risiko. Begitu pula dengan *slack time* (keterlambatan waktu).

*Slack time* dalam pengerjaan proyek harus dipertimbangkan dan diakomodasi oleh model estimasi biaya PL, karena waktu tambahan akan mempengaruhi biaya, penjelasan tersebut mendasari **R9** sebagai kandidat risiko. Atribut waktu yang harus diperhatikan juga sebagai masukan model estimasi adalah waktu perbaikan PL. Jika waktu bertambah maka biaya juga bertambah. Apabila sudah diidentifikasi dan ditaksir sejak awal maka prediksi biaya PL akan semakin akurat, penjelasan tersebut mendasari **R10** sebagai kandidat risiko.

Hasil estimasi suatu model sebaiknya ditampilkan dalam sebuah interval biaya sehingga bisa digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan estimasi biaya PL. Perihal tersebut mendasari **R11** sebagai kandidat risiko.

Penggunaan suatu metode SDLC sebagai salah satu atribut dalam model estimasi biaya PL mempengaruhi biaya yang akan dikeluarkan. Sebagai salah satu contoh, proyek dengan *scope* fungsionalitas dan sumber daya yang sejenis dengan proyek yang telah dikerjakan sebelumnya lebih

efisien menggunakan metode *waterfall* daripada metode *prototyping*. Pada metode *prototyping* diperlukan pembuatan *prototype* PL yang memerlukan biaya tambahan. Penjelasan tersebut mendasari **R12** sebagai kandidat risiko.

Kandidat risiko yang berhasil diidentifikasi adalah sebagai berikut.

<b>R1</b>	Hanya menghasilkan hasil estimasi biaya secara utuh
<b>R2</b>	Normalisasi selisih estimasi masukan dengan data historis tidak ada
<b>R3</b>	Jenis atribut yang digunakan berbeda jauh dengan <i>best practice</i>
<b>R4</b>	Adanya data pencilan ( <i>outliers</i> ) yang tidak teratas
<b>R5</b>	Jumlah <i>dataset</i> sangat mempengaruhi keakuratan hasil estimasi
<b>R6</b>	Parameter masukan berupa rentang data tidak diperbolehkan
<b>R7</b>	Atribut risiko tidak digunakan sebagai salah satu parameter masukan
<b>R8</b>	Atribut rentang waktu pengerjaan proyek tidak digunakan sebagai parameter masukan
<b>R9</b>	<i>Slack time</i> pengerjaan PL tidak diakomodasi model
<b>R10</b>	Alokasi waktu perbaikan perangkat lunak tidak menjadi salah satu parameter masukan
<b>R11</b>	Hasil estimasi merupakan nilai bulat
<b>R12</b>	Penggunaan metode-metode SDLC tidak dipertimbangkan

### 5.3 Pemetaan Kandidat Risiko

Pemetaan kandidat risiko terhadap tiga model estimasi biaya PL ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Pemetaan Risiko terhadap Tiga Model Estimasi Biaya Perangkat Lunak

Kandidat Risiko	COCOMO II – Fuzzy	Fuzzy - GA	Neuro - Fuzzy
R1	-	V	V
R2	-	-	-
R3	-	-	-
R4	-	-	-
R5	V	V	V
R6	-	-	-
R7	-	V	-
R8	V	-	-
R9	-	V	-
R10	V	V	-
R11	-	V	V
R12	V	V	V

**R1** bukan merupakan risiko untuk hibridasi model COCOMO II dan fuzzy karena hasil estimasi merupakan nilai tunggal. Estimasi biaya dengan menggunakan model *neuro-fuzzy* dan *fuzzy-GA*