

## Perancangan Berbasis Pengetahuan dengan Mempertimbangkan Faktor Ketidakpastian dalam Basis Data Perancangan

Rachman Setiawan dan Yulianto

Kelompok Keahlian Perancangan Mesin  
Fakultas Teknik Mesin dan Dirgantara, Institut Teknologi Bandung  
Gd. Labtek II, Jl. Ganesha No. 10, Bandung 40132  
E-mail: rachmans@edc.ms.itb.ac.id

### Abstrak

Di samping perancangan inovatif, perancangan rutin merupakan kategori kegiatan perancangan teknik yang penting untuk menghasilkan varian produk berdasarkan kriteria perancangan yang berbeda. Aspek efisiensi dan akurasi dalam menyediakan solusi rancangan adalah parameter penting dalam proses perancangan tipe ini. Perancangan berbasis pengetahuan diusulkan sebagai metodologi perancangan yang menggabungkan pengetahuan terhadap karakteristik produk/sistem yang dirancang dengan teknik optimasi untuk memperoleh solusi rancangan yang optimum secara efisien, sehingga diperoleh lead time perancangan yang relatif lebih pendek. Proses perancangan dibagi menjadi dua tahap, yaitu penyusunan basis data perancangan dan optimasi. Basis data perancangan yang terdiri dari pasangan parameter input dan output perancangan diwakili oleh suatu metamodel sederhana namun akurat. Dengan persamaan metamodel yang lebih sederhana ini, proses optimasi numerik yang bersifat iteratif dapat dilakukan secara lebih efisien. Dalam makalah ini, metodologi perancangan berbasis pengetahuan dipaparkan secara detail melalui contoh aplikasi, dengan fokus pada perumusan fungsi objektif optimasi dengan mempertimbangkan faktor-faktor ketidakpastian dalam basis data perancangan, terutama untuk kasus dengan basis data perancangan yang diperoleh dari pengujian empirik. Dengan pertimbangan faktor ketidakpastian ini, metodologi akan memberikan informasi mengenai rentang ketidakakuratan hasil optimasi. Arah pengembangan lebih lanjut metodologi diusulkan, meliputi peningkatan akurasi metamodeling, dan pengembangan perangkat lunak yang mengintegrasikan keseluruhan metodologi secara generik sehingga dapat dipakai untuk berbagai aplikasi secara lebih mudah

**Keywords:** Metodologi perancangan, Perancangan berbasis pengetahuan, optimasi, ketidakpastian

### PENDAHULUAN

Proses perancangan dimulai dari perumusan masalah yang terdiri dari elemen dasar berikut (Dieter, 1991):

- Pernyataan kebutuhan
- Tujuan
- Batasan
- Persyaratan dan ketentuan
- Kriteria untuk evaluasi

Perumusan masalah perancangan dalam bentuk yang lebih rinci dalam bentuk Product Design Specification (PDS), yang meliputi hingga 32 aspek (Pugh, 1991). Bernaras & Van de Velde (Breuker & Van de Velde, 1994), mengklasifikasikan perancangan dari aspek kriteria dan definisi masalahnya menjadi: *Routine design*, *Innovative design*, dan *Original design*. Pendefinisian ini selaras dengan class I, class II, dan class III design, yang dikemukakan oleh Brown & Chandrasekaran, 1989. Jika Original design memiliki kriteria/persyaratan perancangan yang tidak konsisten, tidak lengkap, tidak teliti atau tidak jelas

(*ill-defined problems*), maka sebaliknya, *Routine design* didefinisikan sebagai kegiatan perancangan yang telah dilakukan berulang kali berdasarkan domain (parameter input dan output perancangan) yang sama, dengan permasalahan yang dapat didefinisikan dengan baik (*well-defined problems*). Masalah perancangan tinggal menentukan set parameter input yang dapat memenuhi persyaratan perancangan yang telah disusun sebelumnya.

Dalam proses perancangan rutin, selain akurasi, efisiensi keseluruhan proses menjadi penting, sehingga waktu keseluruhan pengembangan produk bisa diper singkat. Permasalahan perancangan dapat diselesaikan sebagai permasalahan optimasi. Kebutuhan dan tujuan perancangan selanjutnya akan diterjemahkan dalam bentuk matematika sebagai fungsi objektif (*objective function*); batasan-batasan perancangan diterjemahkan sebagai persamaan dan/atau pertidaksamaan batasan (*constraints*); kriteria evaluasi diterjemahkan sebagai evaluasi fungsi

(*function evaluation*); sedangkan parameter yang dirancang/dipilih diperlakukan sebagai peubah perancangan (*design variables*).

Dalam perancangan yang melibatkan proses optimasi, untuk meng-evaluasi fungsi, diperlukan pengetahuan akan hubungan antara parameter input dan output perancangan. Pengetahuan fungsi evaluasi tersebut dapat berasal dari intuisi/pengalaman perancang, perumusan teoretik/analitik, hasil pengujian empirik secara sistematis, atau dari simulasi numerik. Pada banyak kasus, diperlukan biaya yang cukup besar untuk memperoleh hubungan tersebut dari studi empirik. Selanjutnya, hasil studi empirik tersebut dapat ditampilkan ke dalam grafik-grafik. Untuk dapat diterapkan dalam optimasi numerik, hasil studi empirik tersebut perlu diterjemahkan ke dalam fungsi-fungsi eksplisit melalui regresi. Untuk karakteristik yang menghubungkan parameter input perancangan jamak dengan suatu output perancangan, proses regresi dapat dilakukan antara lain dengan *multiple linear regression* atau *response surface modelling*. Untuk permasalahan yang harus menggunakan perangkat lunak umum untuk memperoleh parameter output perancangan sering memakan waktu yang lama. Jika proses optimasi melibatkan simulasi numerik menggunakan perangkat lunak tersebut di atas, maka waktu yang diperlukan untuk memperoleh solusi optimum untuk satu kasus saja akan jauh lebih lama.

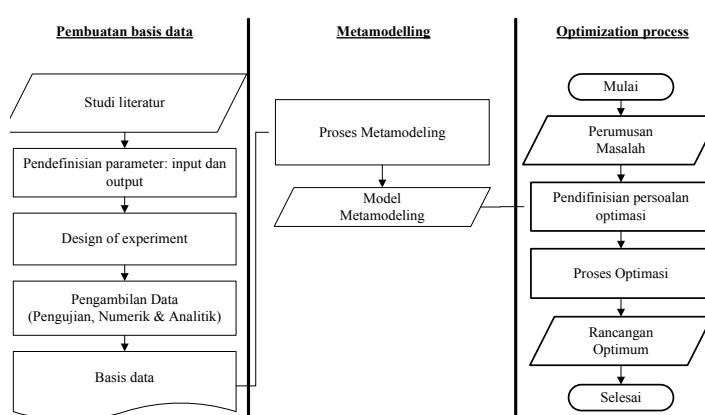
Dengan permasalahan mahalnya biaya studi empirik maupun lamanya proses optimasi yang melibatkan perangkat lunak umum seperti dijelaskan di atas, maka diusulkanlah metodologi perancangan berbasis pengetahuan. Dengan metodologi ini, basis data perancangan yang diperoleh dari studi parametrik berdasarkan jumlah sampel terbatas dirumuskan

menjadi hubungan eksplisit yang sederhana (disebut *metamodelling*) untuk digunakan dalam proses optimasi secara lebih efisien. Basis data perancangan tersebut disusun dan dirumuskan sekali saja, untuk kemudian dipergunakan untuk perancangan rutin dengan kriteria perancangan yang berbeda. Secara keseluruhan, penggunaan metodologi ini untuk diharapkan dapat mempercepat proses perancangan rutin yang pada akhirnya akan memotong *lead time* pengembangan produk.

## METODOLOGI

Secara garis besar, metodologi perancangan berbasis pengetahuan dibagi menjadi dua tahap, yaitu penyusunan basis data perancangan dan optimasi.

Untuk suatu kasus generik tertentu, proses dimulai dengan membangun basis data perancangan, yang diperoleh antara lain dari pengujian empirik maupun simulasi numerik menggunakan suatu perangkat lunak khusus. Untuk menjamin keakuratan dan keberlakuan basis data, pendefinisian kombinasi parameter input dibuat sedemikian sehingga terdistribusi secara merata dengan menggunakan teknik sampling tertentu, misalnya Monte Carlo atau Latin Hypercube. Berdasarkan sampling tersebut, parameter output perancangan dicari dengan menggunakan pengujian empirik atau simulasi numerik menggunakan suatu perangkat lunak khusus. Pasangan parameter input dan output inilah yang membentuk basis data perancangan. Sebelum dipergunakan dalam tahap optimasi perancangan, hubungan antara parameter input dan output perancangan dimodelkan secara lebih sederhana namun akurat melalui proses *metamodelling*.



Gambar 1. Diagram alir metodologi perancangan berbasis pengetahuan

Gambar 1 menjelaskan keseluruhan metodologi perancangan berbasis pengetahuan. Sebagaimana proses optimasi dalam perancangan pada umumnya, dalam metodologi perancangan berbasis pengetahuan ini, permasalahan perancangan didefinisikan dalam domain peubah yang berupa parameter input perancangan, dan suatu fungsi objektif dan kendala yang merupakan fungsi dari parameter-parameter output perancangan. Pada setiap evaluasi fungsi objektif dalam proses iteratif optimasi, *metamodel* yang sudah didefinisikan di ataslah yang akan menggantikan hubungan parameter input dan output perancangan, sehingga keseluruhan proses optimasi dapat dilaksanakan secara lebih efisien dan efektif.

Aplikasi metodologi dilakukan melalui simulasi optimasi pemilihan komposisi rem komposit. Permasalahan optimasi kasus sini dapat disederhanakan menjadi bentuk *least squares*, dengan meminimalkan beda antara tiga karakteristik material dengan target yang dituju, untuk suatu aplikasi rem komposit tertentu, yaitu *coefficient of friction*, *cross breaking strength*, *scrush strength*. Dengan tiga karakteristik material yang dituju, maka permasalahan menjadi optimasi multiobjektif dengan tiga sub fungsi objektif yang selanjutnya dijadikan satu fungsi objektif dengan pembobotan, seperti dibahas di bawah ini.

### Perumusan Fungsi Objektif

Dalam berbagai aplikasi, banyak persoalan yang melibatkan optimasi dengan fungsi objektif yang banyak/optimasi multiobjektif. Salah satu metode optimasi multiobjektif adalah dengan menggabungkan subfungsi-subfungsi objektif menjadi satu fungsi objektif dengan menggunakan pembobotan. Persoalan *least squares*, dalam hal ini adalah dengan meminimumkan beda antara nilai prediksi dengan nilai target untuk masing-masing karakteristik material. Nilai prediksi diperoleh dari hubungan metamodel *radial basis function* yang diperoleh dari basis data perancangan hasil pengujian, dalam bentuk:

$$C^i(\mathbf{L}) = \sum_{j=1}^m W_j \exp\left((\mathbf{L} - \mathbf{c})^2 / r^2\right)$$

dimana,  $W_j$  adalah faktor yang diperoleh dari proses metamodeling,  $\mathbf{L}$  adalah vektor parameter input perancangan,  $\mathbf{c}$  adalah vektor basis data perancangan,  $r$  adalah parameter lebar dari *radial basis function*.

Untuk basis data perancangan tertentu, dan parameter lebar,  $r$ , tertentu, faktor  $W_j$  diperoleh dengan metode *ridge regression* yang selanjutnya dipakai untuk memprediksi masing-masing karakteristik material, yaitu *coefficient of friction*, *cross breaking strength*, dan *crush strength*.

Selanjutnya proses least squares diperoleh dengan menggabungkan kuadrat beda dari masing-masing

karakteristik material dengan dihubungkan dengan pembobotan. Beberapa metode pembobotan pada yang dikenal diantaranya.

#### 1. Method of Objective Weighting

Metode yang paling sederhana ini mengkombinasikan setiap fungsi objektif menjadi satu persamaan, sbb.

$$Z = \sum_{i=1}^N w_i \cdot f_i(x)$$

dimana  $x \in X$ ,  $X$  = feasible Region

$w_i$  = bobot/weight dengan fraksi angka antara 0 dan 1.

Metode ini dibagi menjadi 2 tipe kategori yaitu *linear weighting* dan *non-linear weighting*. Berikut ini adalah contoh formulasi keduanya:

##### a. Linear Weighting Formula

$$Z = w_i \cdot f_i(x) + (1 - w_i) \cdot f_i(x), \\ 0 \leq w_i < 1$$

##### b. Non-Linear Weighting Formula

$$Z = w_i \cdot f_i(x) + \sqrt{1 - w_i^2} \cdot f_i(x), \\ 0 \leq w_i < 1$$

#### 2. Method of Distance Function

Proses skalarisasi metode ini adalah menggunakan demand-level  $\bar{y}$  yang sudah ditentukan. Notasi matematisnya adalah sebagai berikut.

$$Z = \left[ \sum_{i=1}^N |f_i(x) - \bar{y}_i|^r \right]^{\frac{1}{r}}, \quad 1 \leq r < \infty$$

dimana  $x \in X$  (feasible region). Umumnya besar  $r$  (Euclidian metric) yang dipilih adalah 2. Solusi akan bergantung pada pemilihan demand-level. Perbedaan metode ini dengan metode objective weighting adalah nilai sasaran/target perlu diketahui lebih dulu dan penting untuk mengetahui nilai sasaran/target yang optimum sebelumnya.

#### 3. Min-Max Formulation

Prinsip dari metode ini adalah berusaha mencari harga minimum dari perbedaan deviasi maksimum masing-masing solusi single objectivenya, yang dapat dituliskan dalam bentuk berikut,

$$\text{Minimize } F(x) = \max[Z_j(x)], \quad j = 1, 2, \dots, N$$

$Z_j(x)$  dihitung dari nilai target optimum (tidak negatif)  $\bar{f}_j$

$$Z_j(x) = \frac{f_j - \bar{f}_j}{\bar{f}_j}, \quad j = 1, 2, \dots, N$$

Metode ini dapat menemukan solusi yang terbaik dengan prioritas yang sama disetiap fungsi objektifnya.

Dalam makalah ini, bentuk paling dasar pembobotan, yaitu *Method of Objective Weighting* dipakai.

Dalam aplikasi metodologi perancangan berbasis pengetahuan, basis data perancangan diperoleh dari serangkaian pengujian yang memiliki tingkat kesalahan atau ketidakpastian. Dengan masukan basis data yang mengandung ketidakpastian/kesalahan, maka kesalahan tersebut akan diteruskan ke metamodel hingga fungsi objektif. Untuk mengatasi hal itu, dalam makalah ini, dirumuskan fungsi objektif yang mengakomodasi ketidakpastian dalam basis data perancangan. Diusulkan, fungsi bobot yang didasarkan pada dua parameter, yaitu tingkat akurasi basis data prancangan dan tingkat kepentingan masing-masing sub-fungsi objektif. Tingkat akurasi basis data didefinisikan sebagai kebalikan dari *Standard error of estimate*, yang diperoleh dari perbandingan antara basis data hasil pengujian dan metamodel, seperti pada persamaan berikut.

$$w_a = \frac{1}{S_{y,x}} = \sqrt{\frac{n-2}{\sum(y_i - y'_i)^2}}$$

Sementara, bobot dari tingkat kepentingan didefinisikan sebagai normalisasi dari perbandingan relatif prioritas masing-masing karakteristik material rem yang dituju.

Nantinya, harga *standard error of estimate* akan dipakai untuk mencari rentang keyakinan (*confidence band*) terhadap hasil prediksi karakteristik material. Rentang keyakinan ini didasarkan pada persentase keyakinan tiap data yang diharapkan, sbb.

$$\text{Confidence band} = Y \pm S_{y,x} \cdot Z$$

dengan, Z sebesar 1,96 untuk tingkat keyakinan 90%,

Selanjutnya, penggabungan antara kedua bobot tersebut dicoba dilakukan melalui 3 alternatif bentuk, yaitu: 1) Perkalian antara bobot kepentingan dan bobot akurasi, 2) Penjumlahan antara bobot kepentingan dan bobot akurasi, 3) sama dengan alternatif kedua namun bobot hasil penjumlahan dinormalisasi antar bobot masing-masing karakteristik material, yaitu *coefficient of friction, cross breaking strength, crush strength*.

### Fungsi Penalti

Fungsi penalti berperan untuk membatasi pencarian solusi dalam optimasi ke dalam rentang nilai target yang layak (*feasible*). Rentang nilai didefinisikan dalam nilai batas atas dan batas awal sesuai dengan pengetahuan awal. Dalam eksplorasi solusi optimum, terkadang algoritme optimasi mengarah pada solusi yang tidak layak. Fungsi penalti inilah yang akan “memaksa” pencarian optimum ke dalam daerah layak. Dengan adanya fungsi penalti ini, pencarian solusi optimum dapat tetap menggunakan teknik optimasi global tanpa kendala namun tetap dapat memperoleh solusi yang layak. Jenis-jenis fungsi penalti yang dapat

digunakan adalah sebagai berikut.

#### 1. Death Penalty Function

Metode yang paling sederhana untuk menolak daerah infeasible adalah memberikan suatu konstanta yang bernilai besar. Jika solusi arah pencarian bersifat convex atau persoalan optimasi dengan design variable dan jumlah kendala yang sedikit maka fungsi ini dapat berfungsi dengan baik. Banyak ditemukan masalah jika digunakan untuk menyelesaikan persoalan optimasi yang lebih rumit lagi.

#### 2. Static Penalty Function

Parameter penalti jenis ini tidak bergantung pada jumlah generasi dan tidak memberikan nilai penalti yang sama untuk daerah yang tidak feasible melainkan berubah-ubah sesuai dengan fungsi yang digunakan dan jauhnya nilai prediksi dari batas yang diperbolehkan.

#### 3. Dynamic Penalty Function

Parameter penalti ini bergantung pada jumlah generasi sehingga semakin meningkat jumlah generasi yang dilakukan maka nilai pelanggaran akan semakin besar. Menurut Jones and Houck [], fungsi dapat digambarkan dalam notasi sebagai berikut.

$$\text{eval}(\bar{x}) = f(\bar{x}) + (C \cdot t)^\alpha \text{SVC}(\beta, \bar{x})$$

C,  $\alpha$  dan  $\beta$  adalah konstanta yang ditentukan oleh pengguna dan t adalah jumlah generasi. Jones dan Houck, 1994, menggunakan  $C = 0,5$ ,  $\alpha = 1$  atau  $2$ ,  $\beta = 1$  atau  $2$ . SVC( $\beta, \bar{x}$ ) didefinisikan sebagai fungsi pelanggaran.

Pemilihan jenis fungsi penalti bertujuan untuk mendapatkan fungsi penalti yang optimum yaitu menghasilkan nilai optimum didalam daerah feasible dan mendekati nilai target. Selain itu, fungsi penalti dapat mempercepat proses optimasi dalam mencapai nilai optimum.

Dalam studi kasus optimasi fungsi penalti dicoba dengan menerapkan fungsi polinomial orde tinggi jika sudah algoritme optimasi mengarah pada batas solusi tidak layak, sehingga diharapkan pada daerah batas kendala, fungsi objektif masih kontinu dan dapat diturunkan, seperti bentuk berikut,

$$\text{eval}(\bar{x}) = f(\bar{x}) \times (L - L_{\text{span}})^4$$

Jika  $(L - L^l) \cdot (L^u - L_m) \leq 0$

Fungsi penalti terhadap karakteristik ini perlu diterapkan di samping kendala batas, karena dalam aplikasinya, terdapat rentang harga karakteristik yang dibolehkan berdasarkan spesifikasi produk.

### Rumusan Masalah Optimasi

Studi kasus yang digunakan adalah penyelesaian permasalahan optimasi rem komposit dengan karakteristik optimasi multiobjektif, non-linear. Permasalahan optimasi terdiri dari 7 peubah input, yang merupakan komposisi (dalam %) dari ketujuh bahan penyusun rem komposit, dan 3 peubah output, yang merupakan tiga karakteristik penting dalam rem komposit.

#### Fungsi objektif:

$$\text{Min}(fitness) = \text{Min} \sum_{i=1}^3 w^i \left( \frac{C^i(\mathbf{L})}{C_t^i} - 1 \right)^2 (r_p^i \cdot P^i)$$

#### Fungsi kendala:

$$P^i = (C^i(\mathbf{L}) - C_l^i)^4, \text{ jika } (C^i(\mathbf{L}) - C_l^i)(C_u^i - C^i(\mathbf{L})) \leq 0$$

dengan,  $i$  merupakan indeks yang mewakili masing-masing dari ketiga karakteristik material rem. Perhitungan bobot,  $w$  berdasarkan tiga alternatif seperti disampaikan pada sub bab Perumusan Fungsi Objektif.  $C^i(\mathbf{L})$  dan  $C_t^i$  adalah, masing-masing, karakteristik material prediksi berdasarkan parameter input  $\mathbf{L}$  dan target optimasi;  $C_l^i$  dan  $C_u^i$  adalah, masing-masing, batas bawah dan batas atas dari karakteristik.

#### Teknik Optimasi

Penggunaan teknik optimasi yang sesuai untuk penyelesaian tiap permasalahan optimasi didasarkan pada karakteristik permasalahan optimasi. Berdasarkan bentuk bentangan fungsi, permasalahan optimasi dibagi menjadi dua yaitu unimodal (*convex* dan *concave*) dan multimodal (*noisy*). Unimodal adalah permasalahan yang memiliki 1 titik optimum sedangkan multimodal memiliki banyak titik optimum (optimum lokal dan global). Di smaping itu, permasalahan optimasi juga didasarkan pada ada tidaknya kendala, jumlah fungsi objektif yang digunakan, nilai variabel perancangan yang akan diinginkan, bentuk nilai optimum yang didapat, dan ekspresi fungsi persamaannya. Kesemuanya itu memiliki metode-metode khusus dalam solusi penyelesaiannya.

Beberapa teknik optimasi numerik konvensional berikut ini dapat digunakan untuk penyelesaian masalah optimasi unimodal, antara lain *steepest-descent*, *conjugate gradient*, *sequential quadratic programming* (SQP), *pattern search*, *linear approximation methods* (Lim, 2009; [Vanderplaats](#), 1984; Arora, 1989) Satu alasan yang memungkinkan di balik penggunaan metode tersebut secara luas adalah jaminan konvergensi teoretik yang kuat, paling tidak untuk optimum lokal. Secara umum, metode optimasi konvensional bersifat pasti (deterministik), dimana sebuah titik awal yang baik dapat

mendapatkan harga optimum global yang diinginkan. Namun, untuk kasus lain proses optimasi terkadang terjebak pada optimum lokal. Ketidaktersediaan informasi kemiringan (gradient) yang akurat, gangguan (noisy) dan multimodal landscapes juga dapat mengurangi tingkat efektivitas dibanyak permasalahan dunia nyata.

Dalam beberapa dekade terakhir ini telah banyak dikembangkan teknik optimasi baru, yang mengarah pada optimasi stokastik, yang masuk kategori metode *Evolutionary Algorithm* (EA), diantaranya *Genetic Algorithm* (GA) dan *Memetic Algorithm* (MA) [2-3]. Optimasi stokastik dapat menunjukkan hasil baik untuk permasalahan berdimensi tinggi, multimodal, berkendala dan tidak kontinu atau tidak bisa diturunkan. Untuk meningkatkan kemungkinan proses optimasi mengarah pada optimum global, pencarian fungsi objektif yang optimum dilakukan dengan proses iterasi yang dilakukan dengan melakukan beberapa kali proses *running* optimasi dengan nilai target yang sama untuk setiap alternatif fungsi objektif. Fungsi objektif yang optimum adalah fungsi objektif yang mendekati nilai target dengan beda terkecil di antara sekumpulan *running*. Metode ini dikembangkan lebih lanjut dengan menggabungkan metode *Genetic Algorithm* (GA), yang merupakan metode stokastik dan *Sequential Quadratic Programming* (SQP), yang merupakan metode deterministik, yang dinamakan metode *Memetic Algorithm* (MA). Dengan metode baru ini, diharapkan pencarian nilai optimum dapat mengarah ke solusi optimum global, yang selanjutnya akan dilanjutkan dengan pencarian solusi lokal untuk meningkatkan kepresisan. Dalam kasus perancangan rem komposit ini, teknik GA akan diterapkan dengan rumusan masalah optimasi seperti yang dirangkum di bawah ini.

#### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengaruh faktor ketidakpastian dari basis data terhadap hasil optimasi menggunakan metodologi perancangan berbasis pengetahuan dianalisis melalui simulasi kasus. Ketidakpastian disimulasi dengan cara memberikan kesalahan secara acak pada hubungan antara parameter input dan output yang telah didefinisikan terlebih dahulu, seperti pada persamaan berikut.

$$C^i(\mathbf{L}) = f(\mathbf{L}) + R \cdot x$$

dengan,  $x$  adalah angka pseudo-random, dan  $R$  adalah konstanta simulasi kesalahan. Untuk kepentingan simulasi, dicoba harga  $R$  sebesar: 0 (tidak ada kesalahan); 0,1; 0,5; 1; 5.

Tabel 1 menunjukkan pengaruh dari faktor kesalahan,

$R$ , terhadap *standard of error of estimate* dari basis data simulasi untuk masing-masing karakteristik material.

Pasangan input-output yang mengandung komponen kesalahan simulasi tersebut selanjutnya dianggap seolah-olah sebagai basis data hasil pengujian yang mengandung kesalahan acak dengan *standard of error estimate* sebagaimana tertera pada Tabel 1.

**Tabel 1.** *Standard of error estimate (%)* dari basis data untuk masing-masing konstanta simulasi kesalahan ( $R$ )

Parameter	Konstanta simulasi <i>error</i> ( $R$ )				
	0	0,1	0,5	1	5
<i>Crush strength</i>	0,0	9,0	9,3	9,9	25,2
<i>Cross breaking strength</i>	0,0	8,7	10,7	12,1	24,2
Koefisien Gesek	0,0	18,2	55,7	109,1	665,5

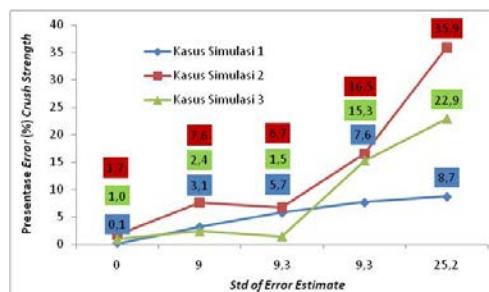
Metode optimasi yang digunakan dalam simulasi ini adalah metode *Memetic Algorithm* (MA). Hasil *error* yang ditampilkan pada grafik adalah hasil parameter output  $C^i(L)$  dengan penambahan *error* simulasi buatan yang dianggap sebagai *error* yang dihasilkan pada basis data.

**Tabel 2.** Studi kasus simulasi optimasi, target dan hasil optimasi tanpa mempertimbangkan faktor ketidakpastian dalam basis data

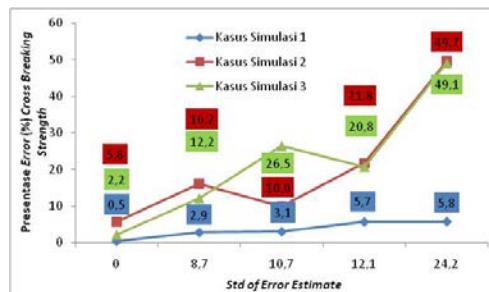
Karakteristik material	Studi Kasus Simulasi		
	1	2	3
<i>Target:</i>			
<i>Crush strength (N/cm<sup>2</sup>)</i>	6000	5000	6000
<i>Cross breaking strength (N/cm<sup>2</sup>)</i>	3000	3000	4000
<i>Friction coefficient</i>	0,180	0,180	0,300
<i>Hasil Optimasi (tanpa mempertimbangkan faktor ketidakpastian):</i>			
<i>Crush strength (N/cm<sup>2</sup>)</i>	6008	5089	6060
<i>Cross breaking strength (N/cm<sup>2</sup>)</i>	2985	2825	4090
<i>Friction coefficient</i>	0,182	0,182	0,302

Simulasi proses optimasi dilakukan dengan memberikan target harga karakteristik material untuk 3 kasus berbeda, seperti pada bagian atas Tabel 2. Jika basis data tidak mengandung kesalahan acak, proses optimasi akan menghasilkan solusi optimum seperti pada bagian bawah Tabel 2. Hasil ini sebagai baseline perbandingan terhadap kasus-kasus dengan kesalahan acak pada basis data, seperti disimulasikan dengan adanya konstanta simulasi *error*,  $R$ , pada Tabel 1. Meskipun tidak terdapat kesalahan acak pada basis data, proses optimasi sudah memiliki kesalahan dari target optimasi, mulai dari 0,13% hingga 5,8%. Dengan basis data yang memiliki kesalahan acak yang disimulasikan besarnya menggunakan konstanta simulasi *error*,  $R$ , maka kesalahan akibat optimasi juga akan membesar. Kesalahan total dari keseluruhan

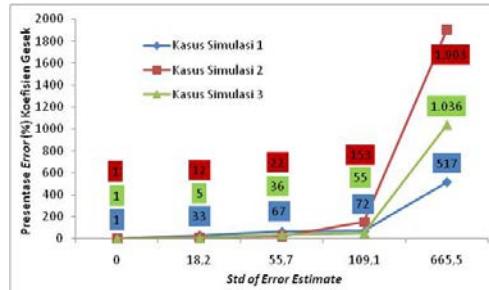
proses optimasi akan membesar dengan membesarnya ketidakpastian yang terkandung dalam basis data, seperti diharapkan. Gambar 2 hingga Gambar 4 menunjukkan hubungan antara nilai *standard of error estimate*, terhadap kesalahan total dari proses optimasi untuk ketiga kasus simulasi, seperti pada bagian atas Tabel 2. Untuk kasus *standard of error estimate* 0, kesalahan total optimasi dapat diartikan kesalahan dari teknik optimasi. Dalam contoh ini, konstanta faktor simulasi *error* lebih dari 0,1 sudah menyebabkan *standard of error estimate* yang tinggi untuk kasus *friction coefficient*.



**Gambar 2.** Pengaruh standar *error estimate* terhadap kesalahan optimasi pada karakteristik *Crush strength*



**Gambar 3.** Pengaruh standar *error estimate* terhadap kesalahan optimasi pada karakteristik *Cross Breaking Strength*



**Gambar 4.** Pengaruh standar *error estimate* terhadap kesalahan optimasi pada karakteristik *coefficient of friction*

Dengan pengembangan metodologi ini, ketidakpastian dalam basis data dapat dicerminkan ke hasil optimasi. Sebagai contoh untuk kasus simulasi 2, dan dengan basis data yang mengandung kesalahan dengan *standard of error estimate* untuk parameter output *cross breaking strength* 8,7%, maka kesalahan total akibat proses optimasi dan ketidakpastian dalam basis data adalah 16,2%. Jika hasil optimasi yang dihasilkan dari proses optimasi adalah 2825 N/cm<sup>2</sup>, maka kesalahan tersebut berharga 458 N/cm<sup>2</sup>. Dari informasi ini, dapat dituliskan hasil keseluruhan proses optimasi dengan menggunakan metodologi perancangan berbasis pengetahuan yang memperhatikan ketidakpastian sebagai  $2825 \pm 458$  N/cm<sup>2</sup>. Hasil dari penelitian ini dapat bermanfaat untuk menunjukkan variasi kesalahan dari hasil optimasi, sehingga pengguna mendapat informasi kemungkinan kesalahan dari proses optimasi akibat ketidakpastian pada basis data perancangan dari pengujian.

Dalam beberapa kasus, target optimasi merupakan rentang dari suatu nilai, bukan nilai tunggal, misalnya dalam kasus spesifikasi produk rem yang mensyaratkan *friction coefficient* dari 0,18 – 0,23. Dengan metodologi perancangan berbasis pengetahuan, target optimasi dapat didefinisikan pada suatu nilai tertentu di antara rentang tersebut, dan setelah hasil optimasi dengan rentang kesalahan yang diketahui, maka pengguna dapat mengetahui apakah hasil tersebut masih masuk dalam rentang spesifikasi produk yang dibolehkan.

## KESIMPULAN

Perancangan rutin merupakan tipe perancangan dengan permasalahan yang dapat didefinisikan dengan baik (*well-defined problems*). Permasalahan perancangan rutin adalah mencari parameter perancangan yang menghasilkan solusi optimum. Metodologi perancangan berbasis data, berpotensi diaplikasikan secara efektif untuk perancangan tipe rutin, yang memerlukan kecepatan dan akurasi. Dalam makalah ini, metodologi perancangan berbasis pengetahuan telah memasukkan usulan pengembangan yang memperhitungkan ketidakpastian dalam basis data perancangan, yang biasanya berasal dari pengujian empirik.

Hasil optimasi sudah memasukkan faktor ketidakpastian, dalam bentuk  $y \pm e_y$ , dengan  $y$  adalah hasil optimasi dan  $e_y$  adalah variasi kesalahan akibat ketidakpastian dalam basis data perancangan yang diperoleh dari pengujian empirik.

Dari observasi melalui simulasi, diperoleh

hubungan positif antara besarnya ketidakpastian dalam basis data perancangan dengan kesalahan pada hasil optimasi secara keseluruhan.

## REFERENSI

[Arora, J.S., \*Introduction to Optimum Design\*, 1989, California: McGraw-Hill.](#)

Formatted: Font: 12 pt, Italic, Do not check spelling or grammar

Bazan, M., M. Aleksa, and S. Russenschuck, *An improved method using radial basis function neural networks to speed up optimization algorithms*. IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, 2002. 38(2)

Breuker, J. and Van de Velde, W. (editors), *Commonkads library for expertise modelling, Frontiers in AI & Applications*, IOS Press, Amsterdam, the Netherlands, 1994

Brown, D.C. and B. Chandrasekaran, *Design Problem Solving: Knowledge Structures and Control Strategies. Research Notes in Artificial Intelligence Series*, Pitman Publishing, Ltd., London, England, 1989

Dieter, G.E., *Engineering design, a materials and processing approach*, McGraw-Hill, 1991.

Joines, J. and Houck, C., *On the Use of Non-Stationary Penalty Function to Solve Non-Linear Constrained Optimization Problems with GA's*. Proceeding of the first IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1994: p. 579-584.

Kleijnen, J., *Statistical tools for simulation practitioners*. 1987, New York: Marcel Dekker

Meckesheimer, M., et al., *Computationally inexpensive metamodel assessment strategies*. AIAA Journal, 2002. 40(10): p. 2053-2060

[Lim, D., \*Brief Survey on Evolutionary Constrained Optimization of Optimization Problems\*, Nanyang Technological University: Singapore, 2009.](#)

Formatted: Font: 12 pt, Italic, Do not check spelling or grammar

Lim, D., Y.S. Ong, R. Setiawan and M. Idris, *Classifier-assisted Constrained Evolutionary Optimization for Automated Geometry Selection of Orthodontic Retraction Spring*, Proc. 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation Proc., Barcelona, 18-23 July, 2010.

Olsson, A.M.J. and G.E. Sandberg, *Latin hypercube sampling for stochastic finite element analysis*. Journal of Engineering Mechanics-ASCE, 2002. 128( 1): p. 121-125.

Wang, G. G., and S. Shan, *Review of Metamodelling Techniques in Support of Engineering Design Optimization*, Journal of Mechanical Design, 2006.

Pugh, S., *Total design, integrated methods for successful product engineering*, Addison-Wesley, 1991.

Roux, W.J., N. Stander, and R.T. Haftka, *Response surface approximations for structural optimization*. Int. J. Numer. Meth. Engng., 1998. 42.

Setiawan, R., S Syngellakis, M Hill, *A Metamodelling Approach to Mechanical Characterization of Anisotropic Plates*, Journal of Composite Materials, Vol. 43, No. 21/2009

Vanderplaats, N.G., *Numerical Optimization Techniques for Engineering Design*, McGraw-Hill, California, 1984

**Formatted:** Subtitle, Indent: Left: -0,18 cm, First line: 0 cm, Space After: 12 pt

**Formatted:** Font: 12 pt, Italic, Do not check spelling or grammar