Optimasi *Multi Response Surface* pada Industri Kemasan Botol Plastik dengan Pendekatan *Fuzzy Programming*

Lela Devi Meylina dan Sony Sunaryo
Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
e-mail : sony_s@statistika.its.ac.id

***Abstrak*—Kemasan plastik banyak digemari konsumen dan mulai menggeser kemasan lain seperti kemasan gelas dan kertas. Meskipun demikian, konsumsi plastik di Indonesia masih tergolong rendah. Kurangnya konsumsi plastik di Indonesia diindikasikan akibat kurang baiknya kualitas kemasan plastik yang dihasilkan pabrik-pabrik di Indonesia. PT. AAM merupakan salah satu perusahaan yang bergerak di bidang industri kemasan botol plastik. Salah satu produk kemasan plastik yang dihasilkan adalah botol Chamomile 60 ml. Dalam pembuatan produk tersebut terdapat 2 karakteristik kualitas yang penting untuk diperhatikan yaitu volume isi botol dan diameter mulut dalam botol. Selain itu dalam memproduksi produk Chamomile 60 ml, hal yang perlu diperhatikan adalah bagai-mana *setting* parameter temperatur *barrel*, *blowing time*, dan *blowing pressure* untuk memperoleh volume isi botol dan diameter mulut dalam botol yang optimum.**

***Kata Kunci*— *Multi response surface*, *Fuzzy Programming*, *Desirability*, Deviasi**

I. PENDAHULUAN

KEMASAN plastik merupakan kemasan yang paling se-ring ditemui saat ini. Kemasan plastik mulai mengge-ser jenis kemasan lain seperti gelas dan kertas. Meski-pun banyak digemari, menurut Kementrian Perindustrian RI [1] Indonesia merupakan negara dengan konsumsi plastik rendah jika dibandingkan dengan negara Asia Tenggara lainnya. Konsumsi plastik Indonesia berkisar 10 kilogram per kapita per tahun, sementara negara Asia Tenggara lain mencapai 40 kilogram per kapita per tahun.

Kurangnya konsumsi plastik di Indonesia diindika-sikan akibat kurang baiknya kualitas kemasan plastik yang dihasilkan pabrik-pabrik di Indonesia, sehingga perlu dila-kukan penelitian mengenai kualitas plastik maupun opti-masi karakteristik kualitas produk plastik perusahaan. Salah satu perusahaan yang bergerak di industri kemasan plastik adalah PT. AAM. PT. AAM yang memproduksi kemasan plastik mulai dari ukuran 5 millimeter sampai 30 liter.

Telah banyak penelitian mengenai produk dari PT. AAM, antara lain seperti [2]-[3]-[4]-[5]. Penelitian tentang pengendalian kualitas statistika *multivariant* pada proses produksi botol Indomilk 200 ml dengan *cavity* 2,3 [2]. Penelitian yang merujuk [3] dan [4] berfokus pada mesin *blow molding*, tentang bagaimana optimasi dan penentuan *setting* parameternya. Yang membedakan kedua penelitian tersebut adalah produk yang diteliti dan pada metode yang digunakan, yaitu metode *response surface* [3], dan taguchi atribut [4]. Penentuan *setting* variabel proses menggu-nakan *response surface* fungsi *desirability*. *Setting* yang dimaksud adalah penentuan temperatur *barrel*, *blowing time*, dan *blowing pressure* pada mesin *blow molding* untuk produk botol Chamomile 60 ml [5].

Dengan tujuan mendapatkan hasil optimasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya, peneliti melakukan optimasi *multi response surface* dengan pendekatan *fuzzy programmning* menggunakan data penelitian seperti [5]. Data tersebut dipilih karena mengandung replikasi di dalamnya. Kelemahan metode yang digunakan pada penelitian seperti [5] adalah data yang dimasukkan dalam model merupakan data asli. Sementara pada *response surface* pendekatan *fuzzy programming*, data yang tersedia diolah terlebih dahulu kemudian dibuat modelnya, sehingga data yang dimodelkan bukan data asli. Hal ini menjadi kelebihan yang dimiliki oleh metode *response surface* pendekatan *fuzzy programming*. Oleh karena itu, metode ini mampu menghasilkan optimasi yang lebih baik dari metode *response surface* pendekatan *desirability*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. *Metode Response Surface*

Metode *response surface* atau RSM (*Response Sur-face Methodology*) adalah sekumpulan teknik matematika dan statistika yang berguna untuk memodelkan dan menganalisis masalah dengan respon sebagai pusat perhatiannya yang dipengaruhi oleh beberapa variabel dan bertujuan untuk optimasi respon [6]. Fungsi orde pertama adalah sebagai berikut.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \varepsilon. \quad (1)$$

Apabila terdapat lengkungan (*curvature*) dalam sistem, maka digunakan model orde kedua yang merupakan polinomial dengan derajat yang lebih tinggi dari orde pertama. Model orde kedua dapat ditulis sebagai berikut.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{k} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k} \beta_{ii} {x_i}^2 + \sum\sum_{i<j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon\ . \quad (2)$$

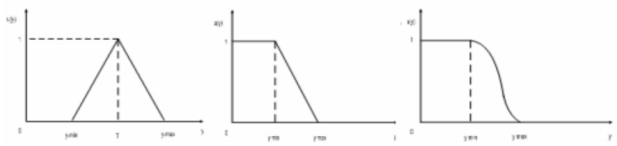
Dalam *response surface*, terdapat pengujian signifikasi dan pemeriksaan asumsi. Uji signifikansi melibatkan uji *lack of fit*, uji serentak, dan uji individu. Sementara pemeriksaan asumsi melibatkan pemeriksaan asumsi residual identik, asumsi residual independen, dan asumsi residual berdistribusi normal.

B. *Teori Fuzzy*

Pada awalnya, didefinisikan bahwa serangkaian *fuzzy* set $\tilde{A}$ dalam semesta X dikarakteristikkan oleh fungsi keanggotaan atau *membership function* $\mu_{\tilde{A}}(x)$ dimana $\mu_{\tilde{A}}(x)$ berasosiasi dengan tiap elemen x dalam bilangan real X dalam interval [0,1]. Nilai fungsi $\mu_{\tilde{A}}(x)$ disebut kelas keanggotaan dari x dalam $\tilde{A}$ [7]. Secara sederhana, rangkaian *fuzzy* $\tilde{A}$ dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\tilde{A} = \begin{cases} \sum_{x_i \in X} \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_i)}{x_i}, jika\ X\ adalah\ kumpulan\ objek\ diskrit \\ \int_X \frac{\mu_{\tilde{A}}(x)}{x}, \quad jika\ X\ adalah\ ruang\ Kontinyu \end{cases} \quad (3)$$

Ada beberapa jenis fungsi keanggotaan seperti π, Bell, Gaussian, Trapezoidal, *triangular*, dan lain-lain [8]. Gambar 1 menunjukkan jenis fungsi keanggotaan linier dan non-linier pada responnya.



Gambar 1. Fungsi keanggotaan respon: kiri dan tengah adalah fungsi keanggotaan linier dan kanan adalah fungsi keanggotaan nonlinier.

Fuzzy bilangan $\tilde{A}$ yang terdiri dari 3 bagian / segitiga (*triangular fuzzy*) dapat didefiniskan sebagai *triplet* (*l,m,u*). Fungsi keanggotaan $\mu_{\tilde{A}}(x)$ *triplet* didefinisikan sebagai :

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} \frac{x-l}{m-l}, l \le x \le m \\ \frac{u-x}{u-m}, m \le x \le u \\ 0, \quad x < l\ atau\ x > u \end{cases} \quad (4)$$

Apabila $\tilde{A} = (a,b,c)$ dan $\tilde{B} = (d,e,f)$ adalah 2 bilangan *fuzzy* segitiga, maka operasi yang dapat dilakukan adalah sebagai berikut:

$$\tilde{A} \oplus \tilde{B} = (a,b,c) \oplus (d,e,f) = (a+d, b+e, c+f)$$
$$\tilde{A} - \tilde{B} = (a,b,c) - (d,e,f) = (a-f, b-e, c-d)$$
$$\tilde{A} \otimes \tilde{B} = (a,b,c).(d,e,f) = (a.d, b.e, c.f)$$
$$\tilde{A}/\tilde{B} = (a,b,c)/(d,e,f) = \left(\frac{a}{f}, \frac{b}{e}, \frac{c}{d}\right) \quad (5)$$

C. *Metode Fuzzy Programming*

Pada penelitian Bashiri dan Hosseininezhad [9], dikemukakan sebuah algoritma *fuzzy programming* untuk optimasi *multi response surface* sebagai berikut.

1. Mendesain eksperimen multi respon.
   Eksperimen multi respon merupakan eksperimen dengan lebih dari satu respon dan replikasi dimana x_{ij} adalah nilai level faktor ke-*j* dalam eksperimen ke-*i* dan y_{ikr} adalah nilai respon ke-*k* untuk replikasi ke-*r* dalam ekperimen ke-*i*. Sehingga
   i = banyak eksperimen, dengan *i* = 1, 2, ...,*n*
   j = jumlah level faktor, dengan *j* = 1, 2, ..., *J*
   k = banyak respon, dengan *k* = 1,..., *m*
   r =replikasi (jumlah replikasi untuk masing-masing respon dapat berbeda);*r* = 1,..., *R*.
2. Membuat model *response surface* untuk tiap replikasi.
   Model regresi *response surface* adalah sebagai berikut:
   $$Y_r^k = \beta_0^k + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \sum_{i=1}^n \beta_{ii}^r x_i^2 + \sum_{i<j} \sum \beta_{ij}^r x_i x_j + \varepsilon \quad (6)$$
   dimana Y_r^k menunjukkan model regresi *response surface* untuk respon ke-*k* replikasi ke-*r* yang diperoleh dari data eksperimen, sedangkan ε menunjukkan eror *noise* terobservasi dalam nilai respon.
3. Mengoptimasi respon untuk tiap model regresi permukaan (*surface regression*).
   Untuk mengoptimasi respon dapat digunakan suatu *software* sehingga diperoleh x_{rj}^* yang merupakan level faktor optimum ke-*j* untuk regresi permukaan ke-*r*.
4. Menentukan model regresi *response surface fuzzy* untuk respon ke-*j*.
   Perhitungan koefisien *fuzzy* pada respon ke-*j* dilakukan dengan cara menghitung nilai β untuk masing-masing replikasi. Setelah diperoleh nilai β untuk masing-masing replikasi dilanjutkan dengan menghitung mean β replikasi dan standar deviasi β replikasi. Hal ini dilakukan untuk memperoleh nilai β^m (nilai β rata-rata) , β^l (nilai β bawah), dan β^u (nilai β atas).
   $$\beta^m = mean\ (\beta_1, \dots, \beta_R)$$
   $$\beta^l = mean\ (\beta_1, \dots, \beta_R) - stdev\ (\beta_1, \dots, \beta_R)$$
   $$\beta^u = mean\ (\beta_1, \dots, \beta_R) + stdev\ (\beta_1, \dots, \beta_R)$$
   sehingga diperoleh $\tilde{\beta} = (\beta^l, \beta^m, \beta^u)$. (7)
5. Menentukan level faktor *fuzzy* yang optimum.
   Berdasarkan hasil yang diperoleh pada langkah 3, level faktor optimum untuk respon ke-*k* dapat diperoleh. Level faktor optimum untuk respon ke-*k* adalah $x_{1jk}^*, \dots, x_{Rjk}^*$. Dalam hal ini prosedur yang dijelaskan pada langkah 4 digunakan untuk mendapatkan nilai tersebut.
6. Membuat matriks *pay-off* untuk nilai respon. Matriks *pay-off* merupakan matriks yang berisi nilai level faktor *fuzzy* optimum pada respon ke-*k* yang dinotasikan dengan $\tilde{X}^{(k)}$ dimana *k* =1,...,*m* dan nilai $\tilde{Y}_{ij}(X)$. $\tilde{Y}_{ij}(X)$ adalah nilai respon ke-j yang diganti-kan oleh level faktor *fuzzy* optimum dari *response surface* ke-*i*. Tabel 1 merupakan bentuk matriks *pay-off* untuk nilai respon.

Tabel 1.
Strukutur matriks *pay-off* untuk nilai respon.

	$\tilde{Y}_1(X)$	$\cdots$	$\tilde{Y}_m(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	$\tilde{Y}_{11}(X)$	$\cdots$	$\tilde{Y}_{1m}(X)$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\tilde{X}^{(m)}$	$\tilde{Y}_{m1}(X)$	$\cdots$	$\tilde{Y}_{mm}(X)$

7. Membuat matrikss *pay-off* untuk nilai respon *desirability*.
   Untuk mengoptimasi multirespon maka digunakan fungsi *desirability*. Ada 3 fungsi desirability yang dapat digunakan, yaitu *Nominal-the-Best* (NTB), *Larger-the-Best* (LTB), dan *Smaller-the-Best* (STB).
   Fungsi *desirability* untuk NTB adalah:
   $$d_i = \begin{cases} \left(\frac{\hat{y}_i - y_{min}}{T - y_{min}}\right)^r, y_{min} \le \hat{y}_i \le T, r \ge 0 \\ \left(\frac{\hat{y}_i - y_{max}}{T - y_{max}}\right)^r, T \le \hat{y}_i \le y_{max}, r \ge 0 \\ 0 \quad, \hat{y}_i \le y_{min}\ atau\ \hat{y}_i \ge y_{max} \end{cases} \quad (8)$$
   Fungsi *desirability* untuk LTB adalah:
   $$d_i = \begin{cases} 0 \quad, \quad \hat{y}_i \le y_{min} \\ \left(\frac{\hat{y}_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}\right)^r, y_{min} \le \hat{y}_i \le y_{max}, r \ge 0 \\ 1 \quad, \hat{y}_i \ge y_{max} \end{cases} \quad (9)$$
   Fungsi *desirability* untuk STB adalah:
   $$d_i = \begin{cases} 1 \quad, \quad \hat{y}_i \le y_{min} \\ \left(\frac{\hat{y}_i - y_{max}}{y_{min} - y_{max}}\right)^r, y_{min} \le \hat{y}_i \le y_{max}, r \ge 0 \\ 0 \quad, \hat{y}_i \ge y_{max} \end{cases} \quad (10)$$

dimana:
d_i = nilai *desirability* pada respon ke-*i*
$\hat{y}_i$ = nilai prediksi pada respon ke-*i*
y_{min} = nilai batas bawah
y_{max} = nilai batas atas
T = nilai target
r adalah bobot yang ditentukan oleh peneliti. Bobot ini bernilai antara 0,1 sampai 10. Setelah memperoleh nilai *desirability* untuk tiap respon, maka selanjutnya membuat matriks *pay-off* nilai *desirability* dengan struktur seperti pada Tabel 2.

Tabel 2.
Struktur matriks *pay-off* untuk nilai *desirability*.

	$\tilde{d}_1(X)$	$\cdots$	$\tilde{d}_m(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	$\tilde{d}_{11}(X)$	$\cdots$	$\tilde{d}_{1m}(X)$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\tilde{X}^{(m)}$	$\tilde{d}_{m1}(X)$	$\cdots$	$\tilde{d}_{mm}(X)$

$\tilde{X}^{(k)}$ adalah level faktor fuzzy optimum dari respon ke-*k* dengan *k* =1,...,*m* dan $\tilde{d}_{ij}(X)$ adalah nilai *desirability* respon ke-*j* dengan mengganti level faktor *fuzzy* menggunakan level faktor *fuzzy* optimum respon ke-*i* (*i*=1,...,*m;j*=1,...,*m*). Jadi diperoleh:

$$\tilde{U}_k = \left(U_k^l, U_k^m, U_k^u\right) = \tilde{d}_{kk}$$
$$\tilde{L}_k = \left(L_k^l, L_k^m, L_k^u\right) = \mathrm{Min}(\tilde{d}_{1k}, \ldots, \tilde{d}_{mk}) \tag{11}$$

8. Mendefinisikan fungsi deviasi dan membuat matriks *pay-off* untuk nilai deviasi.
Apabila ada $\tilde{Y}_k = \left(Y_k^l, Y_k^m, Y_k^u\right)$ maka $D_k = Y_k^u - Y_k^l$ dengan *k* =1,..., *m*. Fungsi deviasi bertujuan untuk membuat eksperimen robust, sehingga diinginkan untuk mengurangi atau menurunkan nilai dari fungsi deviasi respon ke-*k*. Tabel 3 adalah bentuk matriks *pay-off* untuk nilai deviasi.

Tabel 3.
Struktur matriks *pay-off* untuk nilai deviasi.

	$\tilde{D}_1(X)$	$\cdots$	$\tilde{D}_m(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	$\tilde{D}_{11}(X)$	$\cdots$	$\tilde{D}_{1m}(X)$
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$\tilde{X}^{(m)}$	$\tilde{D}_{m1}(X)$	$\cdots$	$\tilde{D}_{mm}(X)$

Melalui matriks *pay-off* nilai deviasi, dapat diperoleh:

$$\tilde{P}_k = \left(P_k^l, P_k^m, P_k^u\right) = \tilde{D}_{kk}$$
$$\tilde{Q}_k = \left(Q_k^l, Q_k^m, Q_k^u\right) = \mathrm{Max}(\tilde{D}_{1k}, \ldots, \tilde{D}_{mk}) \tag{12}$$

Apabila nilai pada $\tilde{Q}_k$ sama dengan $\tilde{P}_k$ maka nilai tersebut diganti dengan nilai maksimum yang tidak sama dengan $\tilde{P}_k$.

9. Mendefinisikan 2 model objektif untuk model *multi response surface*.
Permasalahan *multi response surface* (MRS) dapat diselesaikan menggunakan *Multi Objective Decision Making* (MODM). Dalam hal ini maka digunakan *fuzzy* MODM seperti yang digunakan oleh Lai dan Hwang [10]. Model akhir yang diperoleh adalah 2 model objektif seperti berikut:

$$Max\left\{\tilde{d}_{ij}(X)\right\}$$
$$Min\left\{\tilde{D}_{ij}(X)\right\} \tag{13}$$

dengan $X \in R_{(Faktor\ Level)}$
Model objektif pertama seperti pada langkah 7, model objektif kedua seperti pada langkah 8, dan $X \in R_{(Faktor\ Level)}$ menunjukkan daerah penerimaan eksperimen, misal [-1,1].

10. Mengkonversikan 2 model objektif menjadi 1 model objektif.
Untuk mengkonversikan kedua model menjadi satu maka digunakan derajat kepuasan (*degrees of satisfaction*) dari *desirability* dan *robust*. Fungsi yang menyatakan derajat kepuasan *desirability* dan *robust* adalah
$\tilde{S}(X) = (S^l(X), S^m(X), S^u(X))$ dan
$\tilde{T}(X) = (T^l(X), T^m(X), T^u(X))$.
Apabila $\tilde{d}_k = \left(d_k^l, d_k^m, d_k^u\right)$ maka untuk respon ke-*k* diperoleh:

$$\tilde{S}_k(X) = \begin{cases} 0, & \tilde{d}_k(X) \le \tilde{L}_k \\ \frac{\tilde{d}_k(X) - \tilde{L}_k}{\tilde{U}_k - \tilde{L}_k}, & \tilde{L}_k \le \tilde{d}_k(X) \le \tilde{U}_k \\ 1, & \tilde{d}_k(X) \ge \tilde{U}_k \end{cases} \tag{14}$$

$$\tilde{T}_k(X) = \begin{cases} 1, & \tilde{D}_k(X) \le \tilde{P}_k \\ \frac{\tilde{Q}_k - \tilde{D}_k(X)}{\tilde{Q}_k - \tilde{P}_k}, & \tilde{P}_k \le \tilde{D}_k(X)(X) \le \tilde{Q}_k \\ 0, & \tilde{D}_k(X) \ge \tilde{Q}_k \end{cases} \tag{15}$$

sehingga dimungkinkan untuk memaksimumkan kedua fungsi S_k^l, T_k^l, S_k^m, T_k^m, dan S_k^u, T_k^u secara terpisah untuk memperoleh $\tilde{S}_k = \left(S_k^l, S_k^m, S_k^u\right)$dan $\tilde{T}_k = \left(T_k^l, T_k^m, T_k^u\right)$. Untuk tujuan ini dapat digunakan:

$$Max\ \tilde{S}_k(X), k = 1, \ldots, m$$
$$Max\ \tilde{T}_k(X), k = 1, \ldots, m \tag{16}$$

dengan $X \in R_{(Faktor\ Level)}$
Selanjutnya digunakan operator *Max-Min Zimmerman* [11] untuk mengkonversi *m* objektif menjadi satu dengan cara memaksimumkan derajat kepuasan minimum dari *m* objektif.

11. Menentukan level faktor *fuzzy* optimum dengan menyelesaikan model 1 objektif.
Setelah menyelesaikan model untuk *l*, *m*, dan *u* secara terpisah, level faktor optimum diperoleh dari $X_l^* = (x_1^{l*}, \ldots, x_K^{l*})$, $X_m^* = (x_1^{m*}, \ldots, x_K^{m*})$, dan $X_u^* = (x_1^{u*}, \ldots, x_K^{u*})$ dengan K adalah jumlah level faktor. Jadi level faktor *fuzzy* optimum adalah $\tilde{X}^* = (\tilde{x}_1, \ldots, \tilde{x}_K) =$
$((x_1^{l*}, x_1^{m*}, x_1^{u*}), \ldots, (x_K^{l*}, x_K^{m*}, x_K^{u*}))$.

III. METODOLOGI

A. *Sumber Data*

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari penelitian yang dilakukan seperti [5] yang meneliti tentang penentuan *setting* parameter pada proses *blow molding* dengan metode *response surface* pada produk Chamomile 60 ml. *Setting* parameter yang dimaksud adalah temperatur *barrel*, *blowing time*, dan *blowing pressure*.

Rancangan percobaan yang digunakan adalah rancangan percobaan orde satu dan orde dua. Rancangan percobaan orde satu menggunakan rancangan percobaan faktorial dengan 8 observasi dan rancangan percobaan orde kedua menggunakan rancangan percobaan *Central Composite Design* (CCD) dengan 20 observasi. Titik *axial* yang digunakan dalam CCD adalah $\alpha = 2^{3/4} = 1{,}682$. Pada masing-masing percobaan dilakukan pengulangan atau replikasi sebanyak 6 kali dengan mengukur volume dan diameter mulut dalam botol pada masing-masing kombinasi level faktor.

B. *Variabel Penelitian*

Variabel respon dalam penelitian ini adalah volume isi botol (Y_1) dan diameter mulut dalam botol (Y_2). Karakteristik kualitas tersebut memiliki spesifikasi yaitu 68$\pm$2 mililiter untuk volume isi botol dan 8,1$\pm$0,1 milimeter untuk diameter mulut dalam botol. Keduanya dianggap saling independen. Variabel proses yang digunakan seperti pada Tabel 5. Ketiganya berpengaruh pada pembentukan fisik botol.

Tabel 4.
Struktur data penelitian

No.	Level faktor X_1	X_2	X_3	Respon Y_1 $y_{i.11}$	...	$y_{i.16}$	Y_2 $y_{i.21}$	...	$y_{i.26}$
1	-1	-1	-1	$y_{1.11}$	...	$y_{1.16}$	$y_{1.21}$	...	$y_{1.26}$
2	-1	-1	1	$y_{2.11}$	...	$y_{2.16}$	$y_{2.21}$	...	$y_{2.26}$
3	-1	1	-1	$y_{3.11}$	...	$y_{3.16}$	$y_{3.21}$	...	$y_{3.26}$
4	-1	1	1	$y_{4.11}$	...	$y_{4.16}$	$y_{4.21}$	...	$y_{4.26}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
8	1	1	1	$y_{8.11}$	...	$y_{8.16}$	$y_{8.21}$	...	$y_{8.26}$
9	0	0	$-\alpha$	$y_{9.11}$	...	$y_{9.16}$	$y_{9.21}$	...	$y_{9.26}$
10	0	0	α	$y_{10.11}$	...	$y_{10.16}$	$y_{10.21}$	...	$y_{10.26}$
11	0	$-\alpha$	0	$y_{11.11}$	...	$y_{11.16}$	$y_{11.21}$	...	$y_{11.26}$
12	0	α	0	$y_{12.11}$	...	$y_{12.16}$	$y_{12.21}$	...	$y_{12.26}$
13	$-\alpha$	0	0	$y_{13.11}$	...	$y_{13.16}$	$y_{13.21}$	...	$y_{13.26}$
14	α	0	0	$y_{14.11}$	...	$y_{14.16}$	$y_{14.21}$	...	$y_{14.26}$
15	0	0	0	$y_{15.11}$	...	$y_{15.16}$	$y_{15.21}$	...	$y_{15.26}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
19	0	0	0	$y_{19.11}$	...	$y_{19.16}$	$y_{19.21}$	...	$y_{19.26}$
20	0	0	0	$y_{20.11}$	...	$y_{20.16}$	$y_{20.21}$	...	$y_{20.26}$

Tabel 5.
Variabel proses penelitian

Kode	Variabel	Level	
X_1	Temperatur *barrel* (°C)	Level -1,682	: 174 °C
		Level -1	: 181 °C
		Level 0	: 191 °C
		Level 1	: 201 °C
		Level 1,682	: 208 °C
X_2	*Blowing time* (detik)	Level -1,682	: 7,2 detik
		Level -1	: 7,9 detik
		Level 0	: 8,9 detik
		Level 1	: 9,9 detik
		Level 1,682	:10,6 detik
X_3	*Blowing pressure* (kg/cm²)	Level -1,682	: 4,3 kg/cm²
		Level -1	: 5,0 kg/cm²
		Level 0	: 6,0 kg/cm²
		Level 1	: 7,0 kg/cm²
		Level 1,682	: 7,7 kg/cm²

C. *Langkah Penelitian*

Langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Menentukan rancangan percobaan yang digunakan.
2. Mengumpulkan data.
3. Melakukan analisis *response surface* untuk masing-masing replikasi di tiap respon pada orde pertama dan kedua.
4. Menguji signifikansi dan memeriksa asumsi residual IIDN dari model regresi *response surface* pada orde pertama dan kedua.
5. Melakukan analisis *multiresponse surface* dengan *fuzzy programming* sesuai algoritma Bashiri dan Hosseininezhad [9].
6. Menginterpretasi hasil.
7. Membuat kesimpulan.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. *Analisis Response Surface Fuzzy Programming*

Analisis *response surface* diaplikasikan pada tiap replikasi untuk mengetahui faktor apa saja yang berpengaruh terhadap respon dan seberapa besar pengaruhnya. Analisis *response surface* pada orde pertama tidak dapat dilakukan karena terdapat satu atau lebih faktor yang tidak dapat diestimasi akibat jumlah data kurang memenuhi, sehingga analisis *response surface* menggunakan data percobaan orde 2. Hasilnya ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6.
Koefisien penaksir parameter regresi *response surface* volume isi botol (Y_r^1) dan diameter mulut dalam botol (Y_r^2).

	b_0	b_1	b_2	b_3	b_{11}	b_{22}	b_{33}
Y_1^1	67,13	0,27	0,18	0,19	-0,102	-0,155	-0,049
Y_2^1	67,17	0,26	0,20	0,24	-0,083	-0,242	-0,154
Y_3^1	67,16	0,34	0,17	0,23	-0,119	-0,260	-0,119
Y_4^1	66,89	0,31	0,17	0,16	-0,080	-0,222	-0,186
Y_5^1	66,82	0,29	0,18	0,17	-0,107	-0,195	-0,142
Y_6^1	66,85	0,26	0,22	0,18	-0,117	-0,205	-0,134
Y_1^2	8,13	0,02	0,03	0,02	-0,017	-0,028	-0,014
Y_2^2	8,14	0,03	0,02	0,02	-0,021	-0,028	-0,021
Y_3^2	8,13	0,04	0,02	0,02	-0,019	-0,026	-0,018
Y_4^2	8,13	0,03	0,02	0,01	-0,018	-0,026	-0,014
Y_5^2	8,13	0,03	0,02	0,02	-0,020	-0,028	-0,015
Y_6^2	8,13	0,03	0,03	0,02	-0,017	-0,027	-0,021

Selanjutnya menghitung koefisien penaksir paremeter regresi *response surface fuzzy*. Nilai $\beta^l, \beta^m, \beta^u$ diperoleh menggunakan Persamaan (7). Hasil persamaan *response surface fuzzy* volume isi botol yang diperoleh adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\tilde{Y}_1(X) = (66{,}839; 67{,}005; 67{,}170) &+ (0{,}259; 0{,}289; 0{,}320)x_1 \\ &+ (0{,}170; 0{,}189; 0{,}207)x_2 \\ &+ (0{,}168; 0{,}202; 0{,}236)x_3 \\ &+ (-0{,}117; -0{,}101; -0{,}085)x_1x_1 \\ &+ (-0{,}250; -0{,}213; -0{,}175)x_2x_2 \\ &+ (-0{,}177; -0{,}131; -0{,}084)x_3x_3\end{aligned}$$

Nilai 66, 839 menunjukkan koefisien parameter untuk konstanta level *lower*, sedangkan 67,005 untuk level *mean*, dan 67,170 untuk level *upper*. Dalam persamaan ini, nilai di sebelah kiri adalah nilai koefisien untuk level *lower*, di sebelah kanan untuk level *upper*, dan yang di tengah untuk level *mean*. Sementara persamaan *response surface fuzzy* diameter mulut dalam botol yang diperoleh:

$$\begin{aligned}\tilde{Y}_2(X) = (8{,}131; 8{,}134; 8{,}137) &+ (0{,}024; 0{,}30; 0{,}036)x_1 \\ &+ (0{,}021; 0{,}025; 0{,}029)x_2 \\ &+ (0{,}020; 0{,}023; 0{,}026)x_3 \\ &+ (-0{,}020; -0{,}019; -0{,}018)x_1x_1 \\ &+ (-0{,}028; -0{,}027; 0{,}026)x_2x_2 \\ &+ (-0{,}020; -0{,}017; -0{,}014)x_3x_3\end{aligned}$$

Setelah mendapatkan persamaan *response surface fuzzy*, menggunakan cara yang sama maka diperoleh level faktor optimum tiap respon dengan komposisi level faktor optimum bawah (*lower*), level faktor optimum rata-rata (*mean*), dan level faktor optimum atas (*upper*) seperti pada Tabel 7.

Tabel 7
Level faktor optimum volume isi botol dan diameter mulut dalam botol.

	x_{11}	x_{21}	x_{31}		x_{12}	x_{22}	x_{32}
Y_1^1	1,34	0,594	1,682	$Y_{2.1}$	1,566	1,470	0,017
Y_2^1	1,580	0,424	0,798	$Y_{2.2}$	1,528	1,426	1,444
Y_3^1	1,444	0,356	1,002	$Y_{2.3}$	1,659	1,630	1,657
Y_4^1	1,682	0,356	0,425	$Y_{2.4}$	-0,051	1,530	1,617
Y_5^1	1,376	0,493	0,628	$Y_{2.5}$	1,662	1,643	-0,017
Y_6^1	1,138	0,526	0,663	$Y_{2.6}$	1,671	1,655	1,659
x^l	1,236	0,363	0,423	x^l	0,656	1,461	0,236
x^m	1,427	0,459	0,866	x^m	1,339	1,559	1,063
x^u	1,618	0,555	1,309	x^u	2,023	1,657	1,891
Stdev x	0,191	0,096	0,443	Stdev x	0,684	0,098	0,827

Sehingga level faktor *fuzzy* optimum yang diperoleh adalah:

$$x_{11} = (1{,}236; 1{,}427; 1{,}618)$$
$$x_{21} = (0{,}363; 0{,}459; 0{,}555)$$

$$x_{31} = (0{,}423; 0{,}866; 1{,}309)$$
$$x_{12} = (0{,}656; 1{,}339; 2{,}023)$$
$$x_{22} = (1{,}461; 1{,}559; 1{,}657)$$
$$x_{32} = (0{,}236; 1{,}063; 1{,}891)$$

Level faktor *fuzzy* optimum yang diperoleh kemudian disubstitusikan ke dalam persamaan *response surface fuzzy* untuk membentuk matriks *pay-off* nilai respon. Hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8.
Matriks *pay-off* nilai respon

	$\tilde{Y}_1(X)$	$\tilde{Y}_2(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	(67,048;67,331;67,691)	(8,138;8,151;8,170)
$\tilde{X}^{(2)}$	(66,703;67,054;67,475)	(8,111;8,118;8,120)

Selanjutnya membentuk matriks *pay-off desirability*. Respon yang digunakan merupakan *Nominal the Best* (NTB), maka fungsi *desirability* dihitung oleh fungsi berikut.

$$d_1 = \begin{cases} \left(\frac{\hat{y}_1 - 66}{68-66}\right)^1 ; 66 \le \hat{y}_1 \le 68 \\ \left(\frac{\hat{y}_1 - 70}{68-70}\right)^1 ; 68 \le \hat{y}_1 \le 70 \\ 0 ; \hat{y}_1 \le 66 \; atau \; \hat{y}_1 \ge 70 \end{cases}$$

$$d_2 = \begin{cases} \left(\frac{\hat{y}_2 - 8{,}0}{8{,}1-8{,}0}\right)^1 ; 8{,}0 \le \hat{y}_2 \le 8{,}1 \\ \left(\frac{\hat{y}_2 - 8{,}2}{8{,}1-8{,}2}\right)^1 ; 8{,}1 \le \hat{y}_2 \le 8{,}2, \\ 0 ; \hat{y}_2 \le 8{,}0 \; atau \; \hat{y}_2 \ge 8{,}2 \end{cases}$$

Menggunakan fungsi tersebut, nilai *desirability* untuk tiap respon yang ada pada matriks *pay-off* respon dihitung dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 9 .

Tabel 9.
Matriks *pay-off* nilai *desirability*.

	$\tilde{d}_1(X)$	$\tilde{d}_2(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	(0,524;0,665;0,845)	(0,299;0,481;0,617)
$\tilde{X}^{(2)}$	(0,351;0,527;0,737)	(0,813;0,833;0,884)

Matriks *pay-off desirability* digunakan untuk menghitung nilai $\tilde{U}_1, \tilde{U}_2, \tilde{L}_1$ dan $\tilde{L}_2$ menggunakan persamaan (11).

$$\tilde{U}_1 = (U_1^l, U_1^m, U_1^u) = \tilde{d}_{11} = (0{,}524; 0{,}665; 0{,}845)$$
$$\tilde{U}_2 = (U_2^l, U_2^m, U_2^u) = \tilde{d}_{22} = (0{,}813; 0{,}833; 0{,}884)$$
$$\tilde{L}_1 = \mathrm{Min}(\tilde{d}_{11}, \tilde{d}_{21}) = (0{,}351; 0{,}527; 0{,}737)$$
$$\tilde{L}_2 = \mathrm{Min}(\tilde{d}_{12}, \tilde{d}_{22}) = (0{,}299; 0{,}481; 0{,}617)$$

Selain menghitung *desirability*, dihitung pula matriks *pay-off* nilai deviasi. Persamaan deviasi diperoleh dari standar deviasi parameter regresi *response surface*.

$$D_1 = 0{,}165 + 0{,}030x_1 + 0{,}018x_2 + 0{,}034x_3 + 0{,}016x_1x_1 + 0{,}037x_2x_2 + 0{,}046x_3x_3$$
$$D_2 = 0{,}003 + 0{,}006x_1 + 0{,}003x_2 + 0{,}003x_3 + 0{,}001x_1x_1 + 0{,}001x_2x_2 + 0{,}003x_3x_3$$

Nilai level faktor optimum pada masing-masing respon disubstitukan ke dalam persamaan deviasi. Matriks *pay-off* nilai deviasi yang dihasilkan ditampilkan pada Tabel 10.

Tabel 10.
Matriks *pay-off* nilai deviasi.

	$D_1(X)$	$D_2(X)$
$\tilde{X}^{(1)}$	(0,262;0,322;0,403)	(0,016;0,022;0,029)
$\tilde{X}^{(2)}$	(0,309;0,443;0,656)	(0,017;0,030;0,049)

Matriks *pay-off* deviasi kemudian digunakan untuk menghitung nilai $\tilde{P}_1, \tilde{P}_2, \tilde{Q}_1$ dan $\tilde{Q}_2$. Peerhitungan dilakukan dengan menggunakan persamaan (12).

$$\tilde{P}_1 = (0{,}262; 0{,}322; 0{,}403)$$
$$\tilde{P}_2 = (0{,}017; 0{,}030; 0{,}049)$$
$$\tilde{Q}_1 = (0{,}309; 0{,}443; 0{,}656)$$
$$\tilde{Q}_2 = (0{,}017; 0{,}030; 0{,}049)$$

Model akhir yang diperoleh merupakan model 2 objektif. Model 2 objektif tersebut adalah memaksimumkan *desirability* dan meminimumkan deviasi, yang ditunjukkan dengan:

Model 1: $Max\left\{\tilde{d}_1(X), \tilde{d}_2(X)\right\}$
Model 2: $Min\left\{\tilde{D}_1(X), \tilde{D}_2(X)\right\}$
dengan $X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$.

Untuk masing-masing respon didapatkan:

$$\tilde{d}_1(X) = (d_1^l, d_1^m, d_1^u) = (0{,}432; 0{,}608; 0{,}785)$$
$$\tilde{d}_2(X) = (d_2^l, d_2^m, d_2^u) = (0{,}423; 0{,}655; 0{,}886)$$
$$\tilde{D}_2(X) = (D_1^l, D_1^m, D_1^u) = (0{,}257; 0{,}399; 0{,}541)$$
$$\tilde{D}_2(X) = (D_2^l, D_2^m, D_2^u) = (0{,}015; 0{,}027; 0{,}040)$$

Nilai *desirability* dan deviasi yang diperoleh perlu distandarisasi agar hasilnya berada pada rentang 0 dan 1. Oleh karena itu dihitung nilai $\tilde{S}_k(X)$ dan $\tilde{T}_k(X)$ sebagai nilai standar *desirability* dan deviasi menggunakan persamaan (14) dan (15). Apabila dituliskan dalam bentuk model, modelnya berubah menjadi sebagai berikut.

Model 1: $Max\{\tilde{S}_1(X), \tilde{S}_2(X)\}$
Model 2: $Max\{\tilde{T}_1(X), \tilde{T}_2(X)\}$
dengan $X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$

Untuk menggabungkan kedua model menjadi 1 model objektif, operator *Max-Min Zimmerman* diaplikasikan. Dasar yang digunakan adalah memaksi-mumkan derajat kepuasaan (*degree of satisfaction*) minimum dari kedua model objektif.

Model 1: $Max\,\tilde{V}_1$
Model 2: $Max\,\tilde{V}_2$
dengan $X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$
$\tilde{V}_1 = Min\left\{\tilde{S}_1(X), \tilde{S}_2(X)\right\}$
$\tilde{V}_2 = Min\left\{\tilde{T}_1(X), \tilde{T}_2(X)\right\}$
w_1 = bobot *desirability* yang diinginkan peneliti untuk $\tilde{V}_1$.
w_2 = bobot *desirability* yang diinginkan peneliti untuk $\tilde{V}_2$.

Dalam penelitian ini peneliti menggunakan bobot *desirability* sebesar ½ karena konstrain yang digunakan adalah $w_1 + w_2 = 1$. Sehingga model akhir yang dihasilkan ada 3, yaitu sebagai berikut:

- Model *l*:

$$Max\; 0{,}5\, V_1^l + 0{,}5\, V_2^l$$

s.t.

$$d_1^l(X) - V_1^l(0{,}524 - 0{,}351) \ge 0{,}351$$
$$d_2^l(X) - V_1^l(0{,}813 - 0{,}299) \ge 0{,}299$$
$$D_1^l(X) + V_2^l(0{,}309 - 0{,}262) \le 0{,}309$$
$$D_2^l(X) + V_2^l(0{,}016 - 0{,}017) \le 0{,}016$$
$$w_1 + w_2 = 1$$
$$0 \le V_1^l, V_2^l \le 1, X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$$

- Model *m*:

$$Max\; 0{,}5\, V_1^l + 0{,}5\, V_2^l$$

s.t.

$$d_1^m(X) - V_1^m(0{,}665 - 0{,}527) \ge 0{,}527$$
$$d_2^m(X) - V_1^m(0{,}833 - 0{,}481) \ge 0{,}481$$
$$D_1^m(X) + V_2^m(0{,}443 - 0{,}322) \le 0{,}443$$
$$D_2^m(X) + V_2^m(0{,}022 - 0{,}030) \le 0{,}022$$
$$w_1 + w_2 = 1$$
$$0 \le V_1^m, V_2^m \le 1, X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$$

- Model *u*:

$$Max\; 0{,}5\, V_1^u + 0{,}5\, V_2^u$$

s.t.

$$d_1^u(X) - V_1^u(0{,}845 - 0{,}737) \ge 0{,}737$$
$$d_2^u(X) - V_1^u(0{,}884 - 0{,}617) \ge 0{,}617$$
$$D_1^u(X) + V_2^u(0{,}656 - 0{,}403) \le 0{,}656$$

$$D_2^u(X) + V_2^u(0{,}029 - 0{,}049) \leq 0{,}029$$
$$w_1 + w_2 = 1$$
$$0 \leq V_1^u, V_2^u \leq 1, X \in R_{(\tilde{x}_1,\tilde{x}_2,\tilde{x}_3)} \in [-1{,}682; 1{,}682]$$

Setelah terbentuk satu model objektif untuk *lower*, *mean*, dan *upper*, maka optimasi dapat dilakukan menggunakan *software*. Hasil optimasi untuk level *lower*, *mean*, dan *upper* yang diperoleh adalah sebagai berikut.

Tabel 11.
Level faktor *fuzzy* optimum akhir.

Variabel	Nilai kode	Nilai sebenarnya
x_1	(0,819;1,964;2,318)	(199;210;214) ^oC
x_2	(0,896;0,451;0,043)	(9,79;9,35;8,94) detik
x_3	(0,773;0,258;0,068)	(6,77;6,26;6,06) kg/cm^2

Level *lower*: $\tilde{Y}_1 = 66{,}948$ dengan $d_1 = 0{,}474$
$\tilde{Y}_2 = 8{,}137$ dengan $d_2 = 0{,}629$
$Composite\ Desirability = 0{,}546$

Level *mean*: $\tilde{Y}_1 = 67{,}268$ dengan $d_1 = 0{,}634$
$\tilde{Y}_2 = 8{,}130$ dengan $d_2 = 0{,}698$
$Composite\ Desirability = 0{,}665$

Level *upper*: $\tilde{Y}_1 = 67{,}153$ dengan $d_1 = 0{,}576$
$\tilde{Y}_2 = 8{,}103$ dengan $d_2 = 0{,}961$
$Composite\ Desirability = 0{,}744$

Berdasarkan ketiga level, nilai *composite desirability* terbaik ada pada level *upper*, namun pada level ini nilai *desirability* antar kedua respon berbeda jauh sehingga apabila digunakan maka dikahawatirkan prediksi diameter mulut dalam botol mendekati sempurna tetapi volume isi botol jauh dari target. Sehingga diantara ketiga level, level *mean* merupakan level yang paling baik digunakan untuk *setting* karena memiliki nilai *composite desirability* yang lebih dari 50% dan *desirability* antar kedua respon tidak berbeda jauh.

B. *Perbandingan hasil Response Surface Fungsi Desirability dengan Response Surface Fuzzy Programming*

Pada penelitian Amrillah [1] nilai prediksi respon dan *desirability* yang dihasilkan adalah:
$\tilde{Y}_1 = 67{,}271$ dengan $d_1 = 0{,}635$
$\tilde{Y}_2 = 8{,}155$ dengan $d_2 = 0{,}450$
$Composite\ Desirability = 0{,}534 = 53{,}4\%$

Untuk mempermudah perbandingan, persamaan yang digunakan adalah persamaan *response surface fuzzy* level *mean*. Prediksi respon dan nilai *desirability* pada level mean adalah:
$\tilde{Y}_1 = 67{,}268$ dengan $d_1 = 0{,}634$
$\tilde{Y}_2 = 8{,}130$ dengan $d_2 = 0{,}698$
$Composite\ Desirability = 0{,}665 = 66{,}5\%$

Berdasarkan hasil tersebut, diketahui bahwa nilai respon yang diperoleh baik seperti [5] maupun pada penelitian ini sama-sama baik karena masih berada dalam rentang spesifikasi yang diinginkan perusahaan. Namun untuk mengetahui mana yang lebih baik, dapat digunakan *composite desirability*. *Composite desirability* menunjukkan *desirability* individu yang diperoleh dari multi respon, sehingga nilai *desirability* ini mampu menjelaskan seberapa baik model dan level faktor yang diperoleh. Dengan menggunakan *response surface* pendekatan *fuzzy programming*, nilai *composite desirability* meningkat sebesar 13% dari *response surface* fungsi *desirability* biasa. Nilai *composite desirability* dari persamaan *response surface* menggunakan *fuzzy programming* lebih besar daripada *composite desirability* pada penelitian seperti [5]. Jadi dapat dikatakan bahwa pemodelan *response surface* menggunakan *fuzzy programming* lebih baik diaplikasikan daripada pemodelan *response surface* fungsi *desirability* biasa.

V. KESIMPULAN

. Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dijabarkan, maka kesimpulan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

1. *Setting* parameter pada proses *blow molding* terhadap volume isi botol dan diameter mulut dalam botol pada produk Chamomile 60 ml di PT. AAM dengan pende-katan *fuzzy programming* untuk level rata-rata adalah 210 ^oC pada temperatur *barrel*, 9,35 detik pada *blowing time* dan 6,258 kg/cm^2 pada *blowing pressure* dengan prediksi volume sebesar 67,286 ml dan diameter mulut dalam botol selebar 8,130 mm.
2. Perbandingan hasil optimasi pada penelitian Amrillah [1] dengan optimasi *multi response surface* menggunakan pendekatan *fuzzy programming* me-nunjukkan bahwa model *response surface* dengan *fuzzy programming* lebih baik dari sisi *composite desirability* karena meningkatkan *desirability* sebesar 13%.

Dalam penelitian ini peneliti menemui kejanggalan dari algoritma *fuzzy programming* Bashiri dan Hosseininezhad [9], yaitu pada pemilihan nilai $\tilde{U}_k, \tilde{L}_k, \tilde{P}_k, \tilde{Q}_k$. Dalam pemilihan nilai tersebut ada kemungkinan bahwa nilai $\tilde{U}_k = \tilde{L}_k$ atau nilai $\tilde{P}_k = \tilde{Q}_k$. Apabila kemungkinan tersebut terjadi, maka nilai $\tilde{S}_k(X)$ dan $\tilde{T}_k(X)$ tidak dapat diperoleh karena pembaginya bernilai nol. Oleh karena itu dalam penelitian ini peneliti mengajukan suatu gagasan bahwa nilai $\tilde{L}_k$ merupakan nilai minimum yang tidak sama dengan $\tilde{U}_k$ dan $\tilde{Q}_k$ merupakan nilai maksimum yang tidak sama dengan $\tilde{P}_k$.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Kompas. (2013,9,11). *Kementrian Perindustrian Republik Indonesia*.[Online].Available: http://kemenperin.go.id/artikel/7334/Industri-Plastik-Perlu-Diperkuat.

[2] L. Romdhoni. *Pengendalian Kualitas Statistika Multivariant Proses Produksi Botol Indomilk 200 ml dengan Cavity 2,3 di PT. Abadi Adimulya Surabaya*.(2004).

[3] Z. Abdi. *Analisis Optimasi Proses Pembuatan Botol Produk Johnson Baby Oil 50 ml pada Mesin Blow Molding dengan Menggunakan Metode Response Surface*. (2005).

[4] V. Patryadi. *Penentuan Setting Parameter pada Proses Blow Molding dengan Metode Taguchi Atribut*.(2006).

[5] R. Amrillah. *Penetuan Setting Parameter pada Proses Blow Molding dengan Metode Response Surface pada Produk Botol Chamomile 60 ml.* (2006).

[6] D.C. Montgomery,D.C. Response Surface Maethods. Dalam *Design and Analysis of Experiments 5 th Edition*. USA: John Wiley and Sons.(2001).427-500.

[7] L. Zadeh. Fuzzy Sets, Informatian, and Control Vol 8.(1965). 338-353.

[8] H. Zimmerman. Fuzzy Set Theory and Its Application 3rd edition. Massachussets: Kluwer Academic Publisher.(2000)

[9] M. Bashiri & S.J. Hosseininezhad. AA Fuzzy Programming for Optimizing Multi Response Surface in Robust Design. *Journal of Uncertain Systems Vol.3 No.3*.(2009).163-173

[10] Y. Lai & C. Hwang. Fuzzy Multiple Objective Decision Making, Springer-Verlag.(1992).

[11] H. Zimmerman.Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert Systems. Boston: Kluwer Academic Publishing.(1986).