

Aplikasi *Response Surface Methodology* (RSM) dengan *Historical Data* pada Optimasi Proses Produksi Burger

Application of Response Surface Methodology (RSM) Using Historical Data on Optimization Burger Production Process

Mawi Prabudi¹⁾, Budi Nurtama^{2)*}, Eko Hari Purnomo²⁾

¹⁾Program Studi Magister Profesional Teknologi Pangan, Sekolah Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor, Bogor

²⁾Departemen Ilmu dan Teknologi Pangan, Fakultas Teknologi Pertanian, Institut Pertanian Bogor, Bogor

Abstract. *Customer satisfaction is a key for an industry because with high grade level satisfaction then expected customer will be loyal to the product and can be loyal customer. Good product quality is a manufacturer that is very concerned about the quality of the product. The enhancement of burger production can be seen from 2014 to 2015, that is 7.12%, then increased by 22.79% in 2016 than 2014. Burger production processes include incoming material, weighing, grinding, raw material mixing, input mixing material to the casing (filler), cooking, cooling, cutting by size, packaging, checking using metal detector, freezing, cold storage, and distribution. On this research used historical data, where the data used is data taken through direct observation with record all data and parameters measured. The data used is as much as 50 data with using 3 factors : speed, diameter and temperature. While the desired response is thickness of product (thick) of 4mm, weight of product (weight) of 14g, bubble (on scale 1-3) maximum on scale 2 and defect (disability product) maximum 5%. The optimum burger production obtained by using Design Expert-7 (DX-7) is at condition 243 rpm speed, 7 cm product diameter, and 11.6 C temperature. This can be proved by the verification result indicating that the thick value of 3.825 mm; weight 14.105 g; bubble on a scale of 2 and the defect is in the range of 4.41%, which means that the overall verification results are in the range of 95% CI low and 95% CI high. This shows that the modeling results of software used can be applied to the daily production of burger products in order to obtain optimal results.*

Keywords: *burger, historical data, optimization, RSM*

Abstrak. Kepuasan pelanggan merupakan suatu kunci bagi suatu industri karena dengan level tingkat kepuasan yang tinggi maka diharapkan pelanggan akan setia terhadap produk tersebut dan bahkan dapat menjadi *loyal customer*. Kualitas produk yang baik adalah produsen yang sangat memperhatikan mutu dari produk tersebut. Peningkatan produksi burger dapat terlihat dari tahun 2014 ke 2015 sebesar 7.12%, kemudian meningkat sebesar 22.79% di tahun 2016 dibandingkan dengan tahun 2014. Proses produksi burger meliputi penerimaan bahan baku, penimbangan, penggilingan, pencampuran bahan baku, pemasukan adonan kedalam selongsong (*filler*), pemasakan, pendinginan, pemotongan sesuai ukuran, pengemasan, pengecekan menggunakan *metal detector*, pembekuan, penyimpanan dingin dan distribusi. Pada penelitian ini menggunakan *historical data*, dimana data-data yang digunakan adalah data yang diambil melalui pengamatan langsung serta mencatat seluruh data dan parameter yang diukur. Data yang digunakan adalah sebanyak 50 data dengan menggunakan 3 faktor, yaitu kecepatan, diameter dan suhu. Sedangkan respon yang diinginkan adalah ketebalan produk (tebal) sebesar 4mm, berat produk (berat) sebesar 14g, *bubble* (pada skala 1-3) maksimal pada skala 2 dan *defect* (kecacatan produk) maksimal 5%. Produksi burger secara optimum yang didapatkan dengan menggunakan *desain expert-7* (DX-7) adalah pada kondisi kecepatan 243rpm, diameter produk 7cm dan suhu 11.6°C. Hal ini dapat dibuktikan dengan hasil verifikasi yang menunjukkan bahwa nilai tebal sebesar 3.825mm; berat 14.105g; *bubble* pada skala 2 dan *defect* berada pada kisaran 4.41% yang berarti keseluruhan hasil verifikasi yang didapat berada pada kisaran 95% CI *low* dan 95% CI *high*. Hal ini menunjukkan bahwa hasil *modelling* dari *software* yang digunakan dapat diaplikasikan terhadap produksi harian produk burger supaya didapatkan hasil yang optimal.

Kata Kunci: natrium hipoklorit, oksidasi, pati termodifikasi, sagu

Aplikasi Praktis: Penelitian ini dapat memberikan informasi tentang metode optimasi dengan menggunakan *response surface methodology* (RSM) pada proses produksi burger pada khususnya, tetapi tidak menutup kemungkinan dapat diaplikasikan pada item produk lainnya.

PENDAHULUAN

Makanan cepat saji merupakan jenis pangan yang paling disukai oleh konsumen sebab jenis pangan ini sangat cocok untuk pekerja yang memiliki kesibukan cukup tinggi. Makanan ini waktu pembuatannya singkat, praktis dibawa-bawa serta dapat dikonsumsi dimana saja.

Pertumbuhan industri pangan mengalami peningkatan yang tinggi dalam beberapa tahun terakhir. Kemenperin (2018) melaporkan bahwa industri pangan nasional mengalami pertumbuhan pada tahun 2017 sebesar 7.19% pada triwulan kedua dan 9.46% pada triwulan ketiga. Subsektor makanan dan minuman diprediksi terus tumbuh di tahun 2018, minimal mencapai 5.67% sesuai target.

Response Surface Methodology (RSM) adalah metode statistika yang berguna untuk mengembangkan, meningkatkan, dan mengoptimalkan proses, dimana respon dipengaruhi oleh beberapa faktor (*variable independent*) (Montgomery 2001; Bas dan Boyaci 2007; Raissi dan Farsani 2009). RSM dapat digunakan untuk menyelidiki dan memilih kondisi proses yang paling optimal. Optimasi proses pada pengolahan pangan sangat penting dilakukan karena dapat berpengaruh terhadap biaya produksi serta mutu produk. Metode RSM ini diharapkan dapat membantu untuk mengetahui membant peneliti untuk menentukan kondisi operasi yang optimum sehingga dapat menghemat biaya, waktu dan tenaga (Gaspersz 1995). Selain itu, keunggulan metode RSM ini di antaranya tidak memerlukan data percobaan dalam jumlah yang besar dan tidak membutuhkan waktu lama (Iriawan dan Astuti 2006).

Keunggulan RSM menjadikannya salah satu teknik yang populer untuk studi optimasi pada saat ini. adapun beberapa contoh aplikasi RSM adalah di industri pangan (Yolmeh dan Jafari 2017), perencanaan produksi dengan metode *goal programming* (Anis *et al.* 2007), optimasi esterifikasi minyak dari ampas kopi (Mueanmas *et al.* 2017), optimasi produksi (Rahardjo dan Iman 2002). Aplikasi lainnya adalah dengan menggunakan *linear programming* untuk memaksimalkan keuntungan pada ciwawa *cake and bakery* (Cahya 2016).

Historical data merupakan salah satu metode optimasi yang dapat diterapkan atau diaplikasikan tanpa menggunakan eksperimen sehingga dapat mempersingkat waktu percobaan. Metode *historical data* dapat dipergunakan sebagai alternatif *tools* yang dapat digunakan didalam optimasi proses selain *Box-Behnken Design* (BBD) maupun *Central Composite Design* (CCD). *Historical data* dapat digunakan dengan cara melakukan pengambilan dan pencatatan data secara primer. Sebaiknya pengambilan data dilakukan sebanyak mungkin dengan tujuan untuk meminimalisir terjadinya faktor *error*. Pengambilan data didapatkan dengan cara mencatat keseluruhan proses produksi mulai dari awal proses sampai dengan akhir proses produksi tanpa harus memilih data mana saja yang akan digunakan tetapi menggunakan keseluruhan data yang didapatkan untuk di analisa lebih lanjut.

Persentase produk cacat yang cukup tinggi dapat mengakibatkan menurunnya kualitas bahkan *income* bagi perusahaan. Oleh sebab itu, perlu pengkajian terhadap faktor-faktor apa saja yang dapat menyebabkan tingginya tingkat kecacatan produk. Menurut Liu *et al.* (2018), kecacatan produk memiliki efek negatif yang dapat mempengaruhi keunggulan produk secara kompetitif. Oleh karena itu melakukan identifikasi kecacatan produk dengan segera dan akurat akan dapat membantu produsen melakukan manajemen kualitas serta meningkatkan keunggulan produk.

Kualitas produk akhir harus dapat dipertahankan atau dijaga supaya tidak terjadi kecacatan produk. Produk cacat selain menurunkan kualitas dari produk itu sendiri, dapat juga menurunkan margin perusahaan (kerugian perusahaan). Tingkat kecacatan produk burger rata-rata adalah 7.44% setiap tahunnya. Untuk meminimalkan kecacatan produk perlu dilakukan pengkajian serta alternatif solusi sehingga jumlahnya dapat diminimalkan, oleh karena itu tujuan penelitian ini adalah untuk menentukan proses produksi burger yang optimal dengan menggunakan metode *historical data*.

BAHAN DAN METODE

Bahan

Bahan utama yang digunakan pada penelitian ini adalah produk burger yang diperoleh dari PT. DEE Plant Sentul. Alat yang digunakan mesin *slicer* orbital, penggaris, timbangan analitik kapasitas 3kg (Merk Jadever), thermometer dan jangka sorong

Metode

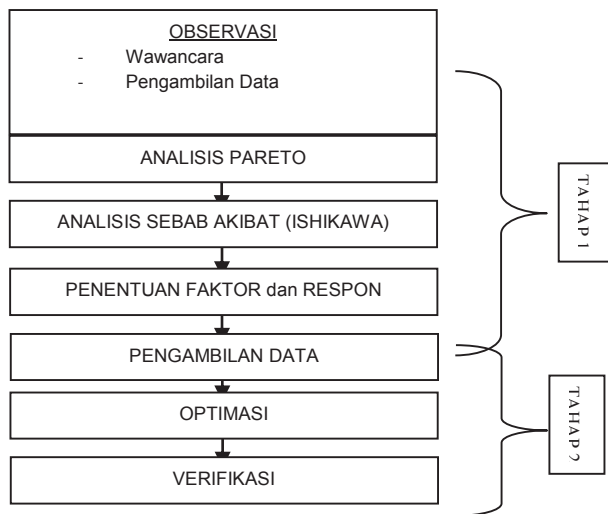
Penelitian kali ini dibagi menjadi dua tahap, penelitian tahap pertama (penentuan masalah dan sebab akibat) dan penelitian tahap kedua (optimasi). Penelitian tahap pertama meliputi pengumpulan data, identifikasi proses dan analisa menggunakan *diagram pareto* maupun *ishikawa*. Sedangkan tahap kedua meliputi pengumpulan data menggunakan *historical data*, optimasi proses dan verifikasi. Tahapan penelitian secara jelas dapat dilihat pada Gambar 1.

Penentuan masalah dan sebab akibat

Penelitian tahap 1 dimulai dengan melakukan wawancara secara langsung terkait alur proses, pendataan jumlah produksi burger dan jumlah kecacatan produk (*defect*) dari bulan Januari sampai Juli 2017. Observasi dilakukan dengan melakukan wawancara secara langsung dengan manager produksi PT. DEE terkait dengan alur proses produksi burger.

Setelah didapatkan alur proses produksi burger kemudian dilakukan pendataan hasil produksi dan data *defect* dari proses produksi burger. Pendataan hasil produksi dilakukan dengan mencatat keseluruhan produksi burger dimulai dari bulan Januari sampai dengan bulan Juli 2017. Setelah didapatkan hasil produksi kemudian dilakukan pencatatan untuk total *defect* di PT. DEE selama periode Januari–Juli 2017. Hasil dari total

defect yang didapat kemudian di *breakdown* berdasarkan jenisnya. Jenis *defect* yang didapatkan dari pencatatan data di PT. DEE diantaranya adalah : tebal tipis, bonggol, kemasan rusak dan *vacuum loss*. Jenis *defect* yang telah didapatkan datanya kemudian dipersentase jumlahnya dibandingkan dengan total produksi setiap bulannya. Berdasarkan data *defect* tersebut kemudian dilakukan pengolahan data menggunakan diagram pareto sehingga didapatkan jenis *defect* yang berpengaruh sampai dengan 80% yang kemudian akan diprioritaskan untuk dilakukan proses perbaikan.



Gambar 1. Tahapan penelitian optimasi produksi burger

Jenis *defect* yang paling berpengaruh tersebut kemudian dianalisa dan dilakukan *focus group discussion* (FGD) untuk mendapatkan data yang lebih spesifik dengan menggunakan *diagram ishikawa* atau *fishbone chart*. Diagram *ishikawa* ini dibuat menyerupai tulang ikan, dimana pada bagian kepala merupakan masalah atau *defect* yang harus diselesaikan dan pada bagian badan atau sirip-siripnya terdapat faktor-faktor yang menjadi penyebab terjadinya *defect* tersebut.

Optimasi proses

Penelitian tahap optimasi (tahap 2) dimulai dengan menentukan hal-hal apa saja yang akan dijadikan sebagai faktor yang nantinya dapat diubah-ubah berdasarkan kemampuan dari objek yang diteliti. Mutu atau kualitas produk akhir yang diharapkan oleh perusahaan akan dapat dijadikan sebagai respon terhadap faktor yang nantinya akan kita ubah sesuai dengan keinginan yang sudah ditetapkan.

Penentuan faktor dapat ditentukan dari hasil *focus group discussion* (FGD) pada diagram *ishikawa* yang telah didapatkan pada penelitian tahap penentuan masalah dan sebab akibat. Faktor yang telah didapatkan yaitu: kecepatan, diameter dan suhu kemudian yang ditentukan sebagai X. Kecepatan disebut sebagai faktor x1, diameter sebagai x2 dan suhu dianggap sebagai x3. Penentuan respon dilakukan dengan berdiskusi dengan team *quality*, kriteria apa saja yang nantinya menjadi

prioritas didalam penentuan mutu produk akhir dari produk burger tersebut.

Setelah ditentukan faktor dan respon, kemudian dilakukan pengambilan data menggunakan metode *historical data*. Pengambilan data dilakukan dengan mencatat keseluruhan data berdasarkan faktor yang telah ditentukan. Data diambil sesuai dengan yang sedang terjadi di lapangan pada saat itu. Pendataan mendapatkan 50 perlakuan yang berbeda setiap pencatatannya. Data yang telah didapat kemudian dimasukkan kedalam *software DX-7*.

Analisa data akan dilakukan menggunakan statistik *Analysis of variance* (ANOVA). Analisa data dilakukan pada masing-masing respon. Hasil pembacaan menggunakan analisa ANOVA meliputi signifikansi nilai P terhadap model, *lack of fit*, selisih nilai *adj R-squared* dengan *pred R-squared* serta *adequate precision*. Setelah keseluruhan respon dianalisa kemudian dilakukan optimasi proses produksi burger berdasarkan dari faktor dan respon yang sudah ditentukan. Optimasi dilakukan dengan menentukan skala prioritas dari masing-masing faktor dan respon. Optimasi yang sudah didapatkan kemudian di verifikasi kembali apakah sesuai dengan yang sudah diprediksikan oleh *software* sehingga dapat diaplikasikan serta dapat menurunkan tingkat kecacatan atau *defect* dari produksi burger tersebut.

Verifikasi dilakukan dengan cara melakukan pemantauan dan pengamatan kembali di lapangan dengan cara menyesuaikan data hasil optimasi dari *software* yang menunjukkan nilai *desirability* tertinggi pada DX-7 dengan kejadian yang benar-benar terjadi di lapangan yang faktornya sudah disesuaikan dengan hasil dari optimasi pada *software*. Setelah didapatkan data verifikasi kemudian dicocokkan kembali apakah hasil yang didapat masih berada didalam kisaran *Confident Interval* (CI) atau *Prediction Interval* (PI) 95%. Apabila hasil verifikasi masih berada pada kisaran CI maupun PI, maka dapat disimpulkan bahwa model yang didapat sudah sesuai dengan yang ditunjukkan oleh *software* dan dapat diaplikasikan pada *real* produksi di lapangan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penentuan masalah Kecacatan Produk Burger

Masalah yang didapatkan pada produksi burger di PT. DEE diperoleh berdasarkan pendataan pada periode Januari – Juli 2017. Selama periode tersebut tercatat ada 4 jenis masalah yang sering muncul didalam proses pendataan. Masalah tersebut diantaranya adalah bonggol, ketebalan yang tidak sesuai, kemasan produk yang rusak dan lepas vakum pada kemasannya. Masalah kerusakan bonggol diakibatkan karena bentuk burger yang silinder memanjang serta di klip pada bagian ujungnya sehingga menyebabkan terbuangnya pada bagian ujung produk tersebut. Produk burger tersebut kemudian akan dipotong berdasarkan ketebalan dan spesifikasi yang diinginkan oleh perusahaan, sehingga menyisakan pada bagian ujung yang kemudian disebut sebagai bonggol.

Ketebalan yang tidak sesuai disebabkan karena adanya hasil proses pemotongan (*slice*) yang tidak sesuai, hal ini dapat disebabkan karena faktor kecepatan atau speed mesin yang tidak sesuai serta ketajaman pisau yang kurang tajam. Masalah kemasan produk rusak diakibatkan kelalaian dari operator didalam persiapan kemasan, misalnya salah label, salah cetak ataupun kemasan sobek, sedangkan lepas vacuum dapat diakibatkan karena mesin vacuum yang belum panas, *setting* mesin yang tidak sesuai ataupun kelalaian operator mesin *vacuum*. Dari hasil pengamatan maka didapatkan 4 jenis kecacatan produk burger yang terjadi di PT. DEE, yaitu: bonggol, ketebalan yang tidak sesuai, kemasan rusak serta produk *loss vacuum*. Persentase rata-rata tertinggi terdapat pada jenis kecacatan bonggol yaitu sebesar 55.35%, kemudian ketebalan yang tidak sesuai sebesar 38.09%, kemasan rusak 5.91% dan *loss vacuum* sebesar 0.66%. Hasil pengamatan secara detail dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Persentase kecacatan produk burger berdasarkan jenisnya dari bulan Januari – Juli 2017

Bulan	Jenis Kecacatan/Defect			
	Bonggol (%)	Ketebalan tidak Sesuai (%)	Kemasan Rusak (%)	Loss Vacuum (%)
Januari	56.59	39.66	2.36	1.39
Februari	56.66	39.79	3.01	0.54
Maret	56.13	35.33	8.50	0.05
April	49.81	41.60	8.12	0.47
Mei	58.86	34.65	5.47	1.02
Juni	54.02	41.37	4.21	0.40
Juli	55.36	34.20	9.70	0.75
Rata-rata	55.35	38.09	5.91	0.66

Dari data tersebut kemudian dilakukan analisa menggunakan diagram pareto untuk menentukan jenis kecacatan mana yang akan diprioritaskan untuk dilakukan perbaikan terlebih dahulu. Diagram pareto menunjukkan bahwa jenis kecacatan bonggol sebesar 55.3% dan ketebalan yang tidak sesuai sebesar 38.1%. Data diagram pareto dapat dilihat pada Gambar 2.

Penentuan sebab akibat kecacatan produk burger

Masalah yang telah didapatkan dari diagram pareto kemudian dipersempit menjadi cacat pada bonggol serta ketebalan yang tidak sesuai. Hasil tersebut dilanjutkan dengan diskusi yang melibatkan beberapa pihak terkait diantaranya departemen produksi, RND, QAQC dan *maintenance*. Hasil *brainstorming* secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 3.

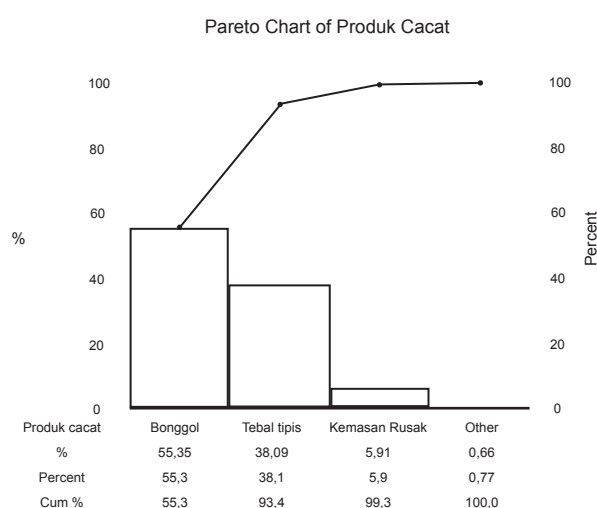
Diagram sebab akibat (*ishikawa*) dibuat untuk lebih mendetailkan penyebab terjadinya kecacatan produk burger. kemudian disepakati bahwa kemungkinan penyebab tingginya tingkat kecacatan pada produksi produk burger diantaranya adalah kecepatan (*speed*) mesin slicer yang belum sesuai, diameter produk burger dan suhu produk burger ketika akan dilakukan proses *slicing*. Ketiga penyebab tersebut yang kemudian ditetapkan sebagai faktor yang akan diubah-ubah sehingga nantinya akan didapatkan komposisi yang paling optimal untuk mendapatkan hasil yang terbaik berdasarkan

kriteria mutu yang telah ditetapkan oleh perusahaan. Adapun kriteria mutu yang diinginkan oleh perusahaan diantaranya adalah % produk cacat (*defect*), berat, tebal dan *bubble* dari hasil akhir produk burger yang dihasilkan. Kriteria mutu yang ditetapkan dapat dilihat pada Tabel 2.

Hasil pengamatan yang telah dilakukan kemudian dilakukan analisa menggunakan ANOVA. Gambar 3D dari masing-masing respon dapat dilihat pada Gambar 4 (a-d). Sedangkan Tabel 3 menunjukkan data analisa ANOVA secara lengkap dari keseluruhan respon.

Tabel 2. Kriteria mutu yang diharapkan PT. DEE

Karakteristik Kualitas	Target
Tebal	4 mm
Berat	14 gram
Bubble	Max 2 (Skala 1-3)
% Kecacatan (<i>Defect</i>)	Max 5%



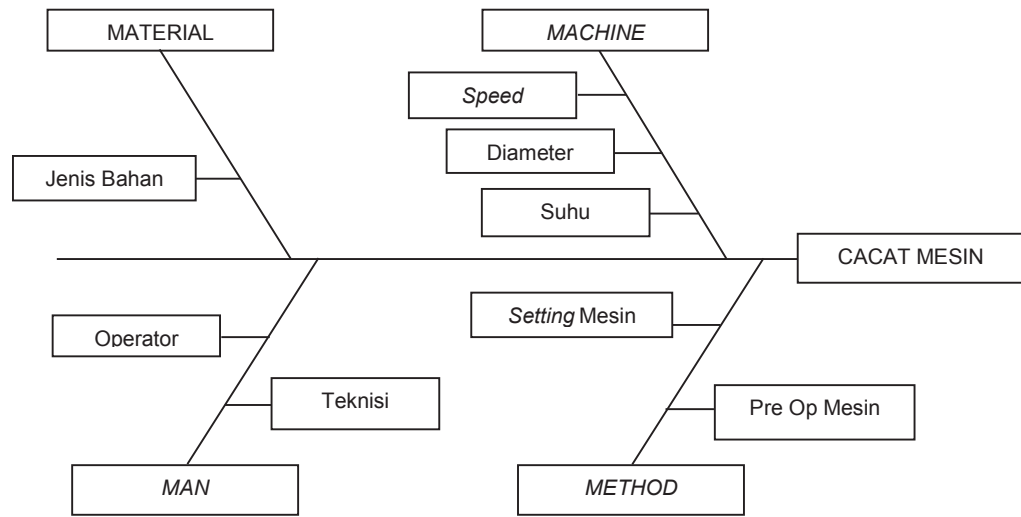
Gambar 2. Pareto chart jenis produk cacat dari bulan Januari – Juli 2017

Analisis respon tebal

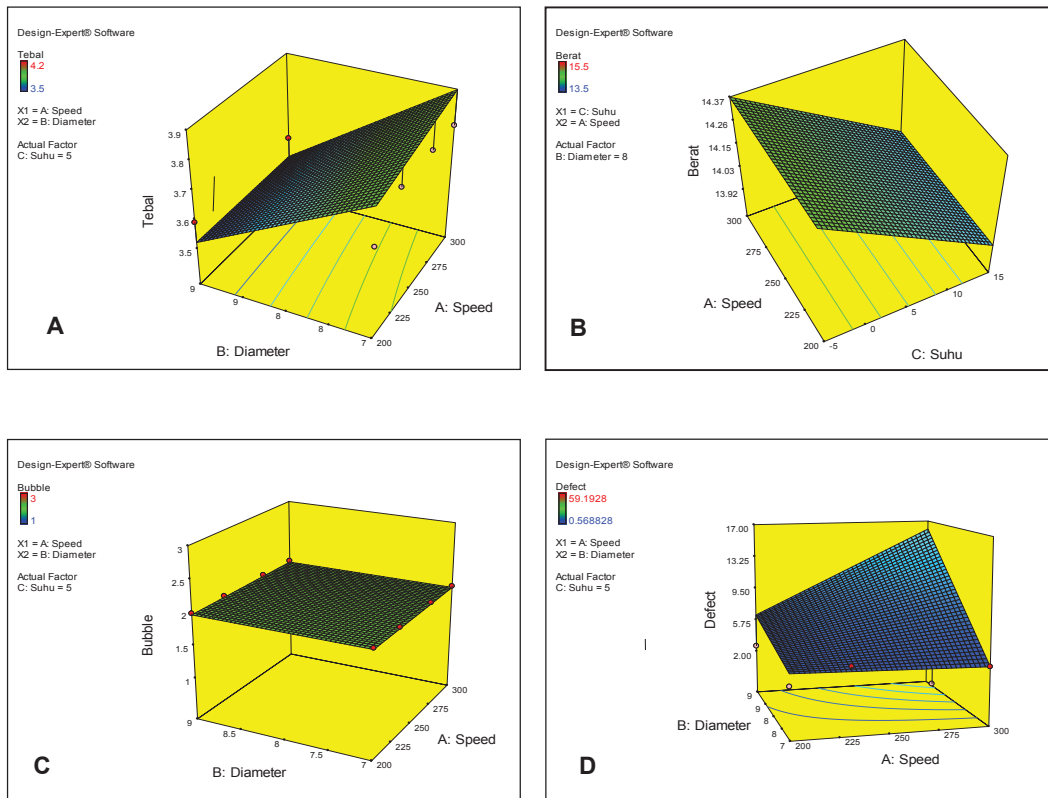
Hasil ANOVA menunjukkan nilai P sebesar < 0.0001 (berbeda nyata pada taraf 5%) untuk model respon ini. *Lack of fit P-value* yang dihasilkan adalah sebesar 0.2357 menunjukkan nilai yang lebih besar dari 0.05 (tidak berbeda nyata pada taraf 5%). Nilai adj R², pred R² dan *adequate* dapat dilihat pada Tabel 3. Nilai prediksi *R-squared* (0.74) dan nilai *adjustment R-square* (0.80) menunjukkan nilai yang *reasonable* karena memiliki selisih kurang dari 0.2. Sedangkan Nilai rasio *adequate precision* sebesar 14.725 yang menunjukkan nilai yang sangat baik karena lebih besar dari 4. Grafik 3D dari respon tebal dapat dilihat pada Gambar 3(a). Respon tebal menghasilkan model matematik sebagai berikut :

$$\text{Tebal} = 3.7 + 0.023A - 0.18B - 0.058C - 0.022AB + 0.016AC + 0.058BC,$$

dimana, A adalah *Speed* (rpm), B adalah diameter (cm) dan C adalah suhu (°C).



Gambar 3. Fishbone diagram produksi produk burger



Gambar 4. Profil 3D dari respon (a) tebal, (b) berat, (c) bubble, (d) defect

Tabel 3. Data hasil ANOVA pada masing-masing respon

Respon	Signifikansi Nilai P	Lack of Fit	Adj R ²	Pred R ²	Adeq
Tebal	< 0.0001	0.2357	0.80	0.74	14.725
Berat	0.0110	0.0269	0.11	0.05	5.293
Bubble	-	-	-	-	-
Defect	0.0002	0.0541	0.36	0.17	9.810

Analisis respon berat

Model prediksi untuk respon terhadap berat produk burger adalah linier. Model matematik untuk respon tebal adalah : Berat = 14.15-0.22C, dimana C adalah suhu (°C). Model matematik respon berat menunjukkan apabila

adanya hubungan antara respon berat dengan faktor suhu, apabila suhu dinaikkan maka akan menyebabkan semakin menurunnya berat produk yang dihasilkan. Hal ini dapat dipengaruhi karena semakin rendah suhu yang digunakan akan menyebabkan produk semakin kompak sehingga dapat menambah berat pada produk akhir yang dihasilkan. Gambar tiga dimensi dari respon tebal dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil ANOVA menunjukkan nilai P sebesar 0.0110 yang berarti *significant* terhadap taraf 5%. Sedangkan *lack of fit* menunjukkan nilai yang signifikan pada taraf 5% tetapi tidak signifikan pada taraf

1% karena memiliki nilai sebesar 0.0269. Nilai *Adj R²* dan *pred R²* berturut-turut sebesar 0.11 dan 0.05 yang berarti memiliki nilai yang *reasonable* karena selisihnya kurang dari 0.2. Nilai rasio *adequate precision* pada respon berat cukup baik karena memiliki nilai >4 yaitu sebesar 5.293.

Analisis respon bubble

Hasil ANOVA pada respon *bubble* tidak satu-pun model yang mendukung, sehingga respon *bubble* tidak dipengaruhi oleh ketiga faktor yang digunakan. Pada kasus ini digunakan model rata-rata atau *mean* sehingga berdasarkan data yang didapat maka dihasilkan nilai rata-rata *bubble* sebesar 2 (skala 1-3). Dengan demikian maka respon *bubble* ini mungkin tidak perlu menjadi prioritas didalam proses produksi burger.

Analisis respon defect

Model yang dihasilkan pada respon defect adalah 2FI (*2 Factor Interaction*), dengan model matematik : $Defect = 7.4 + 2.3A + 3.8B + 7.2C + 2.5AB + 3.0AC + 5.5BC$, dimana : A adalah Speed (rpm), B adalah diameter (cm) dan C adalah suhu (°C).

Hasil Anova menunjukkan nilai P yang significant pada taraf 5%, yaitu sebesar 0.0002. *Lack of fit P-value* yang dihasilkan adalah sebesar 0.0541 menunjukkan nilai yang *not signifikan* pada taraf 5%. Nilai *pred R-squared* (0.17) dan nilai *adjustment R-square* (0.36) menunjukkan nilai yang *reasonable* karena memiliki selisih kurang dari 0.2. Walaupun nilai yang selisih yang dihasilkan sebesar 0.19 tetapi masih dibawah target yaitu 0.2. Nilai rasio *adequate precision* sebesar 9.8 menunjukkan nilai yang baik karena >4. Respon *defect* merupakan salah satu yang diprioritaskan karena respon *defect* memiliki kepentingan berbanding lurus dengan kepentingan perusahaan. Hal ini dikarenakan *defect* paling jelas terlihat dan sangat bisinggungan dengan finansial sehingga apabila *defect* semakin tinggi maka reaksi perusahaan akan semakin ketat. Oleh karena itu target perusahaan adalah dapat meminimalkan *defect* dari rata-rata yang telah terjadi.

Optimasi produksi burger

Nilai *desirability* yang mendekati satu adalah nilai yang paling diinginkan dapat ditunjukkan oleh model karena semakin menunjukkan nilai ketepatan optimasi (Montgomery 2001). Nilai *desirability* tersebut untuk menunjukkan tingkat pemenuhan kriteria yang ditetapkan. Berdasarkan proses optimasi, program DX-7.0 menunjukkan prediksi kondisi yang paling optimal pada proses produksi burger adalah pada speed 243 rpm, diameter 7 cm suhu sebesar 11.6°C direkomendasikan

sebagai solusi formula yang paling optimal karena pada kondisi proses ini memiliki nilai *desirability* yang paling tinggi yaitu sebesar 0.996 atau setara dengan 99.6%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa kondisi proses dengan komponen tersebut akan menghasilkan produk akhir dengan komposisi mutu yang diinginkan yaitu tebal 3.8mm, berat sebesar 14g, *bubble* pada skala 2 dan *defect* sebesar 4.58%.

Tabel 4 menunjukkan kriteria bagi setiap respon yang dioptimasi, meliputi target, batas minimum, batas maksimum dan tingkat kepentingan pada tahap optimasi formula.

Tabel 4. Komponen, target, batasan dan kepentingan pada tahapan optimasi

Komponen	Target / Goal	Batas Bawah	Batas Atas	Kepentingan
Tebal	<i>is target</i> = 3.8	3.5	4.2	5
Berat	<i>is target</i> = 14.	13.5	15.5	5
<i>Bubble</i>	<i>is in range</i>	1	3	1
<i>Defect</i>	<i>is target</i> = 4.0	0.57	59.19	5

Verifikasi proses produksi optimum

Hasil optimasi yang telah diperoleh kemudian dilakukan verifikasi sebanyak 2 kali ulangan secara duplo. Hasil verifikasi kondisi optimum dapat dilihat pada Tabel 5. Berdasarkan data hasil verifikasi dari respon *defect* menunjukkan nilai sebesar 4.41%, hal ini menunjukkan penurunan nilai *defect* yang cukup signifikan karena apabila dilihat dari rata-rata *defect* per tahunnya adalah sebesar 7.44%. Berdasarkan data verifikasi tersebut maka terlihat penurunan *defect* sebesar 3.03%. Keseluruhan data hasil verifikasi dari proses produksi optimum, menunjukkan bahwa semua nilai respon berada di kisaran 95% CI *low* dan 95% CI *high*.

KESIMPULAN

Penggunaan metode historical data pada proses produksi burger secara optimum didapatkan pada *speed* 243rpm, diameter produk 7cm dan suhu 11.62°C. Hal ini dapat dibuktikan dengan hasil verifikasi yang menunjukkan bahwa nilai tebal sebesar 3.825mm, berat 14.105g, *bubble* pada skala 2 dan *defect* berada pada kisaran 4,41% yang berarti keseluruhan hasil verifikasi yang didapat berada pada kisaran 95% CI *Low* dan 95% CI *High*. Hal ini menunjukkan bahwa hasil *modelling* dari *software* yang digunakan dapat diaplikasikan terhadap produksi harian produk burger supaya didapatkan hasil yang optimal.

Tabel 5. Verifikasi solusi formula optimum produksi burger

Response	Prediction	Verifikasi	95% CI low	95% CI high	95% PI low	95% PI high
Tebal	3.800	3.825	3.748	3.852	3.602	3.998
Berat	14.000	14.105	13.837	14.163	13.141	14.859
<i>Bubble</i>	1.98	2	1.858	2.102	1.111	2.849
<i>Defect</i>	4.580	4.41	-0.722	9.881	-15.394	24.553

DAFTAR PUSTAKA

- Anis M, Nandiroh S, Utami AD. 2007. Optimasi perencanaan produksi dengan metode goal prog-ramming. *J Ilmiah Teknik Industri* 5(3): 133 – 143.
- Bas D, Boyaci IH. 2007. Modelling and optimization I: usability of response surface methodology. *J Food Eng* 78: 836–845.
- Cahaya DSD. 2016. Penerapan Kombinasi Produk Dengan Menggunakan Linear Programming Untuk Memaksimalkan Keuntungan Pada Ciwawa Cake And Bakery. Universitas Pasundan. Bandung.
- Iriawan N, Astuti SP. 2006. Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14. Yogyakarta. Penerbit ANDI.
- [Kemenperin] Kementerian Perindustrian Republik Indonesia. 2017. Tertinggi, Kontribusi Industri Makanan dan Minuman Capai 34,17 Persen. <http://www.kemenperin.go.id/artikel/17984/Tertinggi,-Kontribusi-Industri-Makanan-dan-Minuman-Capai-34,17-Persen>. (12 Maret 2018).
- [KEMENPERIN] Kementerian Perindustrian Republik Indonesia. 2018. Sektor-Sektor Manufaktur Andalan Tahun 2018. <http://www.kemenperin.go.id/artikel/18609/Sektor-Sektor-Manufaktur-Andalan-Tahun-2018>. (12 Maret 2018).
- Liu Y, Jianga C, Zhao H. 2018. Using contextual features and multi-view ensemble learning in product defect identification from online discussion forums. *Decision Support Systems*. Volume 105, January 2018, Pages 1-12. DOI: 10.1016/j.dss.2017.10.009.
- Montgomery DC. 2001. *Design and Analysis of Experimental*. John Wiley dan Sons Inc, New York.
- Montgomery DC. (2013). *Design and Analysis of Experiments*. 8th edition. Wiley, New York. ISBN 978-1-118-14692-7.
- Mueanmas C, Nikhom R, Kaew-On J, Prasertsit K. 2017. Statistical optimization for esterification of waste coffee grounds oil using response surface methodology. *ELSEVIER. Energy Procedia* 138(2017): 235–240.
- Raissi S and Farzani RE. 2009. Statistical process optimization through multiresponse surface methodology. *World Academy of Science, Engineering and Technology*. pp. 267–271.
- Radojkovic M, Zekovic Z, Jokic S and Vidovic S. 2012. Determination of optimal extraction parameters of mulberry leaves using Response Surface Methodology (RSM). *Romanian Biotechnological Letters*. 17(3): 7295–7308.
- Rahardjo J dan Iman R. 2002. Optimasi produksi dengan menggunakan metode response surface. *J Teknik Industri* 4(1): 36-44.
- Yolmeh M and Jafari SM. 2017. *Applications of Response Surface Methodology In The Food Industry Processes*. Springer Science+Business Media New York.

JMP-03-18-12-Naskah diterima untuk ditelaah pada 23 Maret 2018. Revisi makalah disetujui untuk dipublikasi pada 12 Juli 2018. Versi Online: <http://journal.ipb.ac.id/index.php/jmp>