

# PENERAPAN OPTIMASI MULTIRESPON MENGGUNAKAN HYBRID PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS - TAGUCHI PADA PROSES TURNING MATERIAL POLYACETAL

M. Arbi Hadiyat<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> Jurusan Teknik Industri Fakultas Teknik Universitas Surabaya (Ubaya)  
E-mail: arbi@ubaya.ac.id

## Abstrak

*Polyacetal* merupakan material *thermoplastic* yang sering digunakan untuk menggantikan beberapa aplikasi-aplikasi metal. Proses *turning* material ini dipengaruhi oleh parameter *cutting speed*, *feed rate*, dan *nose radius*, dengan multirespon yang diukur yakni kekasaran permukaan (Ra), dan laju pemakanan material (MRR). Optimasi parameter mesin *turning* diterapkan untuk mendapatkan optimalisasi secara simultan untuk kedua respon tersebut. *Principal component analysis* (PCA) adalah salah satu teknik reduksi multivariabel yang kemudian dikombinasikan dengan eksperimen taguchi (*Hybrid PCA-Taguchi*) untuk mendapatkan optimasi multirespon. *Hybrid PCA-Taguchi* mengakomodasi sifat multivariabel secara statistik yang ditangkap oleh PCA lalu mentransformasikan multirespon menjadi respon tunggal, sehingga Taguchi dapat mengoptimalkannya. Metode ini juga tetap dapat mengakomodasi karakteristik kualitas Taguchi, baik *smaller-the-better*, *nominal-the-best* maupun *larger-the-better*. Penerapan metode ini pada proses *turning* material *polyacetal* telah memberikan kombinasi parameter optimal untuk dua respon.

**Kata kunci:** *Principal Component, Taguchi, Multirespon, Mesin Turning*

## Pendahuluan

Taguchi menjadi salah satu metode desain eksperimen yang cukup mendunia, karena pertimbangan keefektifan dan keefisienannya (Belavendram, 1995). Hingga saat ini, pengembangan Taguchi masih menjadi topik penelitian yang tetap "hangat" dibicarakan. Modifikasi Taguchi beserta kombinasinya menjadi alternatif-alternatif baru dalam bidang optimasi mesin industri. Proses-proses manufaktur, seperti *turning*, *welding*, *injection molding* dan proses-proses lainnya banyak menggunakan Taguchi sebagai alat untuk menemukan *setting* optimalnya (Akhyar, et al, 2008, Esme, 2009, Rosiawan, 2011)

*Responsurface* menjadi pembuka awal metode optimasi (Box and Draper, 1987), yang selanjutnya diikuti oleh Taguchi yang cukup fenomenal. Taguchi telah mematahkan berbagai asumsi statistika klasik yang melekat pada *Responsurface*. Dalam perkembangannya, Taguchi lebih banyak mendominasi penerapan di berbagai perusahaan (Park, 1996). Selain itu, penelitian tentang modifikasi Taguchi juga makin melengkapi kefenomenalannya. (Yeniay, 2001) dan (Yildiz, et all, 2007) mencoba mengaitkan Taguchi dengan optimasi secara *Artificial Intelligence*, yakni melibatkan *Genetic Algorithm* dalam proses optimasinya. Sukhtomya dan Tannock (2005) dan Sanjari et al (2009) juga memodifikasi Taguchi dari sisi ketepatan prediksinya menggunakan *Artificial Neural Networks*, dan telah diterapkan oleh Hadiyat dan Prilianti (2011) pada proses *Injection Molding*. Beberapa algoritma komputer seperti *Differential Evolution Algorithm* dan *Particle Swarm Optimization* juga telah dikombinasikan dengan Taguchi untuk mempercepat proses optimasi dan pencarian solusi matematis (lihat Tsai, et al, 2007, Ting, et al, 2010).

Ketika berhadapan dengan persoalan multirespon pada eksperimen Taguchi, penyelesaian secara parsial untuk masing-masing respon menjadi tidak efektif dan menimbulkan kombinasi level parameter optimal yang tidak konsisten antar respon. Tong dan Su, (1997) memperkenalkan optimasi Taguchi multirespon yang dikombinasikan dengan TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) yang kemudian dikembangkan lagi menjadi Taguchi PCR-TOPSIS. Selain itu, optimasi Taguchi multirespon juga telah diterapkan oleh Chiang, et al, (2009) dengan melibatkan algoritma *Grey Relational Analysis*.

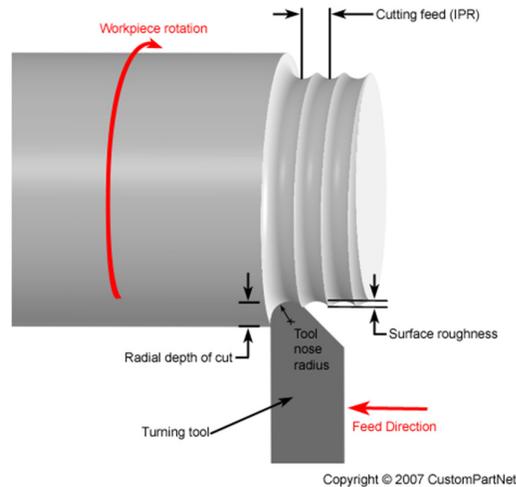
Penelitian ini membahas kemampuan optimasi Taguchi multirespon yang digabungkan dengan metode statistika multivariate *Principal Component Analysis* (PCA), dan disebut sebagai metode *Hybrid PCA-Taguchi* oleh Datta, et al, (2009). Metode ini diterapkan pada data eksperimen proses *turning* material *Polyacetal*, yang sebelumnya dioptimasi secara individu untuk masing-masing respon.

## Studi Pustaka

Beberapa studi literatur dilakukan sebagai dasar pengembangan metode *Hybrid PCA-Taguchi* ini. Bagaimanapun, masing-masing metode yakni Taguchi maupun PCA, keduanya merupakan metode yang telah lama digunakan untuk menyelesaikan berbagai macam persoalan sesuai bidang penerapannya. Kombinasi atau *Hybrid* antara PCA dan Taguchi menimbulkan ketertarikan ketika sebuah desain eksperimen Taguchi yang cukup jauh dari asumsi statistika klasik, justru dikombinasikan dengan analisis multivariate *Principal Component Analysis* yang merupakan metode statistika yang begitu lekat dengan berbagai asumsi.

### 1. Proses Turning

Proses ini biasa dikenal sebagai proses bubut. Pada proses permesinan *turning* benda kerja dikondisikan berputar, sedangkan bagian pahat tidak bergerak. Material yang dibubut biasanya telah mengalami proses yang lain, misalnya proses pengecoran, ekstrusi, *moulding*, dan sebagainya. Beberapa elemen dasar pada proses ini antara lain terkait dengan *feed rate*, *cutting speed*, *nose radius*, dan elemen lainnya. Gambar 1 memberikan visualisasi proses *turning*:



Gambar 1. Visualisasi proses turning (sumber: CustomPartNet)

Hasil proses *turning* meninggalkan sisa geram yang dikenal sebagai laju pemakanan material (*Material Removal Rate: MRR*), yang menjadi salah satu repon. Respon lainnya adalah tingkat kekasaran permukaan ( $R_a$ ).

### 2. Desain eksperimen Taguchi

Sejak dicetuskan oleh Dr. Genichi Taguchi, hingga saat ini metode Taguchi banyak digunakan sebagai alat optimasi mesin-mesin produksi. Taguchi adalah sebuah alat *off-line Quality Control*, yang diterapkan sebagai desain rekayasa kualitas sebelum proses produksi berlangsung. Taguchi melihat proses pencapaian kualitas dari sudut pandang Loss Function, yang terbukti lebih sensitif daripada ukuran kemampuan proses konvensional (Belavendram, 1995). Desain eksperimen *Orthogonal Array* yang merupakan modifikasi dari desain *fractional factorial* yang kemudian dilengkapi transformasi respon dalam bentuk *Signal-to-Noise Ratio (S/N)*, menjadi penemuan Taguchi yang paling fenomenal. Taguchi telah menawarkan efisiensi eksperimen dalam rangka merekayasa kualitas. Bukannya tanpa kekurangan, metode Taguchi ini tetap memiliki resiko kesalahan pengambilan kesimpulan karena banyaknya eksperimen yang terpankas (Bhote, et al, 2000)

### 3. Principal Component Analysis

*Principal Component Analysis (PCA)* adalah sebuah prosedur matematika yang mentransformasikan secara *orthogonal* multi-variabel yang diduga berkorelasi satu sama lain, menjadi multi-komponen (*principal component*) baru yang tidak saling berkorelasi. *Principal component* baru tersebut merupakan kombinasi linier dari multi-variabel sebelumnya, yang

banyaknya lebih sedikit atau sama dengan banyaknya multi-variabel itu. Analisis PCA diawali dengan melakukan normalisasi pada variabel, menggunakan formula yang diadopsi dari *Grey Relational Analysis* untuk menskalakan data pada range antara nol dan satu (Chiang, et al, 2009). Jika target variabel semula adalah *larger-the-better*, normalisasi data adalah sebagai berikut:

$$x_i^*(k) = \frac{x_i^{(0)}(k) - \min x_i^{(0)}(k)}{\max x_i^{(0)}(k) - \min x_i^{(0)}(k)} \quad (1)$$

Jika target variabel semula adalah *smaller-the-better*, maka:

$$x_i^*(k) = \frac{\max x_i^{(0)}(k) - x_i^{(0)}(k)}{\max x_i^{(0)}(k) - \min x_i^{(0)}(k)} \quad (2)$$

Jika target variabel semula adalah *nominal-the-best*, maka:

$$x_i^*(k) = 1 - \frac{|x_i^{(0)}(k) - T|}{\max\{\max x_i^{(0)}(k) - T, T - \min x_i^{(0)}(k)\}} \quad (3)$$

Dengan T adalah nilai target. Jika multi-variabel ini adalah respon eksperimen Taguchi, maka respon-respon tersebut selanjutnya disusun dalam matriks varians-kovarians  $M$ . Vektor eigen  $\vec{V}_j$  dan nilai eigen  $\lambda_j$  dihitung dari  $M$ . Vektor eigen  $\vec{V}_j$  merupakan faktor pembobot untuk  $j$  respon di dalam *principal component* ke- $j$ . Sebagai contoh, jika  $Q_j$  adalah respon ke- $j$  ( $Q_1$  untuk respon MRR, dan  $Q_2$  untuk respon Ra dari eksperimen mesin *turning*), maka *principal component* ke- $j$  atau ditulis sebagai  $\psi_j$  merupakan kombinasi linier sebagai berikut:

$$\psi_j = V_{1j}Q_1 + V_{2j}Q_2 \quad (4)$$

Setiap *principal component*  $\psi_j$  memberikan derajat penjelasan relatif terhadap variasi keseluruhan respon (Datta, et al, 2009)). Satu variabel yang dapat mewakili *semua principal component*  $\psi_j$  adalah *composite principal component*, yang dapat diperoleh dengan:

$$\psi_i = \left( \psi_{1j}^2 + \psi_{2j}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

Dimana  $i$  adalah nomor eksperimen. *Composite principal component* inilah respon tunggal yang mewakili kondisi multi-respon.

## Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder hasil eksperimen mesin *turning* yang dilakukan oleh Suwanto, (2010) dengan dua respon, yakni laju pemakanan material (MRR) dan kekasaran permukaan (Ra) dan tiga faktor (*cutting speed, feed rate, dan nose radius*). Optimasi respon pada eksperimen tersebut dilakukan secara terpisah untuk masing-masing respon. Berikut adalah level faktor yang digunakan pada eksperimen:

**Tabel 1. Setting level faktor**

Faktor	Level 1	Level 2	Level 3
<i>Cutting Speed</i> (mm/min)	180	200	22
<i>Feed Rate</i> (mm/rev)	0.1	0.18	0.26
<i>Nose Radius</i> (mm)	0.4	0.8	1.2

Menggunakan data yang sama dengan Suwanto (2010), metode *Hybrid PCA-Taguchi* diterapkan untuk optimasi kedua respon. Proses optimasi dimulai dengan normalisasi data eksperimen berdasarkan karakteristik kualitas yang diinginkan (*smaller-the-better / nominal-the-best / larger-the-better*), dilanjutkan dengan perhitungan *principal component*. Kombinasi parameter yang dihasilkan secara simultan pada kedua respon akan dievaluasi.

## Hasil dan Pembahasan

Eksperimen ini menggunakan rancangan *Orthogonal Array L<sub>9</sub>*, dengan hasil eksperimen sebagai berikut:

**Tabel 2. Hasil eksperimen dengan desain L<sub>9</sub>**

<i>Cutting speed</i>	<i>Feed rate</i>	<i>Nose radius</i>	MRR	Ra	Normalisasi MRR	Normalisasi Ra
1	1	1	248.724	0.97	0.0000	0.1398
1	2	2	399.491	1.14	0.5608	0.1915
1	3	3	479.897	0.67	0.8598	0.0486
2	1	2	284.448	0.58	0.1329	0.0213
2	2	3	472.391	0.51	0.8319	0.0000
2	3	1	438.985	3.80	0.7077	1.0000
3	1	3	302.704	0.92	0.2008	0.1246
3	2	1	393.365	2.99	0.5380	0.7538
3	3	2	517.586	2.66	1.0000	0.6535

Nilai respon MRR dan Ra yang sekecil mungkin adalah tujuan dari eksperimen ini, sehingga karakteristik kualitas yang sesuai untuk keduanya adalah *smaller-the-better*. Sebelum perhitungan *principal component*, normalisasi data respon dilakukan mengacu pada karakteristik kualitas *smaller-the-better* menggunakan formula (2). Hasil normalisasi juga diperlihatkan pada Tabel 2. Ketika data telah terskalakan pada range antara nol dan satu melalui normalisasi ini, perhitungan *principal component* dapat dilanjutkan menggunakan bantuan software MINITAB. Tabel 3 menampilkan hasil perhitungannya:

**Tabel 3. Perhitungan *Principal Component***

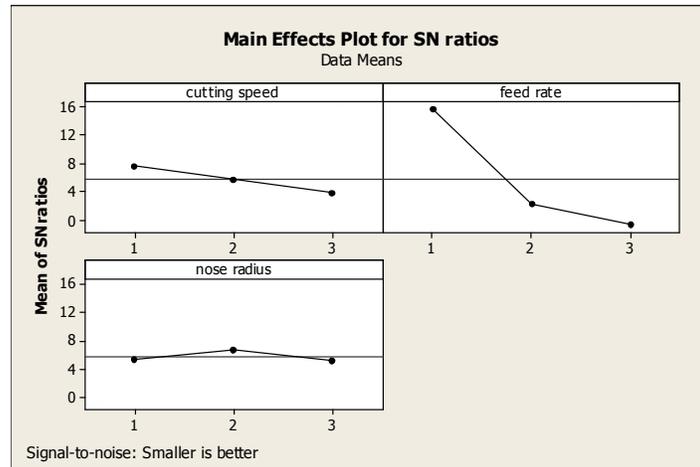
MRR	Ra	<i>Principal Component 1</i> $\Psi_1$	<i>Principal Component 2</i> $\Psi_2$	<i>Composite Principal Component</i> $\Psi$	S/N ratio untuk $\Psi$
248.724	0.97	-1.42636	-0.72111	1.59828	-4.07308
399.491	1.14	-0.20691	0.30251	0.36650	8.71844
479.897	0.67	0.12050	1.17135	1.17753	-1.41944
284.448	0.58	-1.38525	-0.23073	1.40433	-2.94941
472.391	0.51	-0.02749	1.20767	1.20798	-1.64120
438.985	3.80	1.61898	-0.93581	1.86999	-5.43676
302.704	0.92	-1.05361	-0.29076	1.09300	-0.77238
393.365	2.99	0.81308	-0.80863	1.14672	-1.18917
517.586	2.66	1.54707	0.30551	1.57694	-3.95633
Derajat penjelasan relatif terhadap variasi keseluruhan respon		67.5%	32.5%		

Maksimal dua *principal component* dapat diekstrak dengan total derajat penjelasan terhadap kedua respon 100%. *Composite principal component* sebenarnya dapat disusun hanya dari satu *component* saja, namun angka 67.5% yang dapat dijelaskan oleh *component* pertama masih belum terlalu tinggi. Dua *component* akhirnya digunakan untuk menghitung *composite principal component* dengan penjelasan variasi 100%, yang dapat dikatakan bahwa angka *composite* tersebut dapat menjelaskan variasi respon sebesar informasi respon itu sendiri, yakni 100%.

Transformasi *composite principal component* ke bentuk S/N menjadi tahap terakhir sebelum menentukan level faktor optimal. Mengacu pada Park (1996), S/N dihitung berdasarkan formula berikut:

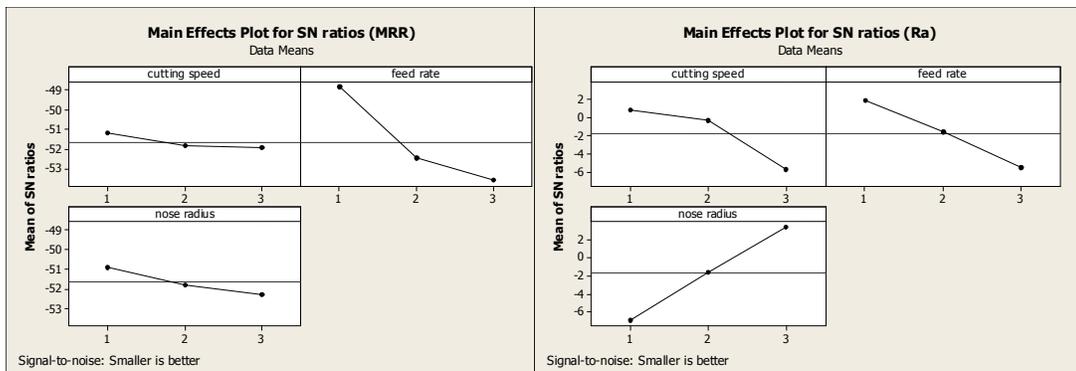
$$S/N \text{ (smaller - the - better)} = -10 \log \left( \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t y_i^2 \right) \quad (6)$$

Respon eksperimen yang sekarang mengacu pada respon tunggal *composite principal component*, menjadi dasar penentuan level faktor yang optimal dengan meminimumkan nilainya. Karena itu, transformasi ke bentuk S/N dengan karakteristik kualitas *smaller-the-better* dilakukan pada respon tunggal tersebut, mengacu pada karakteristik individu masing-masing respon (MRR dan Ra). Menggunakan bantuan software MINITAB, berikut adalah grafik respon yang telah ditransformasikan dalam bentuk S/N:



Gambar 2. Grafik respon S/N (*composite principal component*) – Hybrid PCA-Taguchi

Secara sederhana, level faktor optimal berdasarkan Gambar 2 adalah level 1 baik untuk faktor *cutting speed* maupun *feed rate*. Level optimal untuk faktor *nose radius* cenderung memberikan hasil yang sama besar (garis plot efek cenderung lurus), sehingga menjadi sulit untuk menentukannya (meskipun level 2 sedikit lebih tinggi daripada level 1 dan 3).



Gambar 3. Grafik respon S/N untuk setiap respon (MRR dan Ra)

Ketika hasil optimasi *Hybrid PCA-Taguchi* tersebut dibandingkan dengan hasil optimasi level faktor secara terpisah (Gambar 3) untuk masing-masing respon (MRR dan Ra), konsistensi level faktor optimal terlihat pada *cutting speed* (level 1) dan *feed rate* (level 1). Kecenderungan yang berlawanan pada faktor *nose radius* untuk respon MRR (respon cenderung menurun sesuai level) dan Ra (respon cenderung meningkat sesuai level) menyebabkan sulitnya menentukan level optimalnya secara serentak.

### Kesimpulan

Konsistensi hasil optimasi antara metode *Hybrid PCA-Taguchi* menjadi sangat tergantung pada penentuan karakteristik kualitas respon secara individu. Namun, hasil diatas dapat menjadi titik permulaan untuk menyelidiki konsistensi metode *Hybrid PCA-Taguchi* ketika respon multivariabel tidak hanya dua saja, namun juga untuk sejumlah multirespon yang mempunyai karakteristik kualitas tidak sama antar respon.

**Daftar pustaka**

- Akhyar, G., Che Haron, C.H., Ghani, J.A., 2008, Application of Taguchi Method in Optimization of Turning Parameters for Surface Roughness, *International Journal of Science Engineering and Technology*, Vol. 1, No. 3, pp 60-66.
- Belavendram, Niccolo, 1995, *Quality By Design*,
- Bhote, K.R., Bhote, A.K., 2000, *World Class Quality*, AMACOM, USA.
- Box, G.E.P., Draper, N.R., 1987, *Empirical Model Building and Response Surface*, Wiley, Canada.
- Chiang, Y., Hsieh, H., 2009, The Use of Taguchi Method With Grey Relational Analysis to Optimize The Thin –Film Sputtering Process With Multiple Quality Characteristic in Color Filter Manufacturing, *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 56, pp 648-661.
- Datta, S., Nandi. G., Bandyopadhyay, A., Application of PCA-Based Taguchi Method for Correlated Multicriteria Optimization of Submerged Arc Weld: A Case Study, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol . 45, pp 276-286.
- Esme, Ugur, 2009, Application of Taguchi Method for The Optimization of Resistance Spot Welding Process, *The Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 34, pp 519-528.
- Hadiyat, M.A., Prilianti, 2011, Keefektifan Neural Network Dalam Memprediksi Respon Eksperimen Ortogonal Array Sebagai Alternatif Pendekatan Taguchi Klasik, *Prosiding 6<sup>th</sup> National Industrial Engineering Conference*, Teknik Industri Universitas Surabaya.
- Park, S.H., 1996, *Robust Design and Analysis for Quality Engineering*, Chapman & Hall, London.
- Rosiawan, M., Alvina, B.A., Hadiyat, M.A., 2011, Optimisasi Parameter Vertical Injection Molding Menggunakan Metode Taguchi Untuk Data Prosentase Cacat, *Prosiding 6<sup>th</sup> National Industrial Engineering Conference*, Teknik Industri Universitas Surabaya.
- Sanjari, M., Taheri, K., dan Movahedi, M.R., 2009, An Optimization Method for Radial Forging Process using ANN and Taguchi Method, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol 40, pp 776-784.
- Sukthomya, W., dan Tannock, J.D.T, 2005, Taguchi experimental design for manufacturing process optimisation using historical data and network process model, *International Journal of Quality & Reliability Management*, Vol. 22 No. 5, pp 485-502.
- Suwanto, T., 2010, Pengaruh Parameter Proses Terhadap Kekasaran Permukaan, Laju Pemakanan Material dan Ketelitian Ukuran pada Proses *Turning* Material *Polyacetal*, Tugas Akhir Jurusan Teknik Manufaktur Universitas Surabaya.
- Ting, T.O., Ting, H.C., Lee, T.S., Taguchi-Particle Swarm Optimization for Numerical Optimization, *International Journal of Swarm Intelligence Research*, Vol 1., No.2, pp 18-33.
- Tong, L., Su., C., 1997, Optimizing Multi-Response Problems In The Taguchi Method By Fuzzy Multiple Attribute Decision Making, *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 13, Issue 1, pp 25-34.
- Tsai, J., Ho, W., Chou, J., Guo, C., 2007, Optimal Approximation of Linear System s Using Taguchi-Sliding-Based Differential Evolution Algorithm, *Applied Soft Computing*, Vol. 11, pp 2007-2016.
- Yildiz, A.R., Ozturk, N., Kaya, N., Ozturk, F., 2007, Hybrid Multi-Objective Shape Design Optimization Using Taguchi's Method and Genetic Algorithm , *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 34, Issue 4, pp 317-332.
- Yeniay,O., 2001, A Comparison of The Performances Between a Genetic Algorithm and The Taguchi Method over Artificial Problems, *Turkey Journal of Engineering Environmental Science*, Vol 25, pp 561-568.