

PENERAPAN METODE TAGUCHI UNTUK KASUS MULTIRESPON MENGGUNAKAN PENDEKATAN *GREY RELATIONAL ANALYSIS* DAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (Studi Kasus Proses Freis Komposit GFRP)

Annisa Ayu Wulandari¹, Triastuti Wuryandari², Dwi Ispriyanti³

¹Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

^{2,3}Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

Taguchi method is a method for quality control of product by off line. Taguchi method usually used to solve optimization problem with single respon. Multirespon case was done by using Grey Relational Analysis (GRA) and Principal Component Analysis (PCA). With GRA method is obtained many Grey Relational Grade value. For weight is estimated using PCA. The case study use freis process GFRP composite with characteristic smaller is better. From the research is obtained combination in optimal conditions for factor fiber orientation angle at 15°, helix angle at 25°, and feed rate at 0,04 mm/rev. While the respon that observed are surface roughness, machine force, and delamination factor. The value of contribution percentage for each factor is 69,596% for fiber orientation angle, 9,768% for helix angle and 11,9841% for feed rate.

Keywords : Multirespon Optimization, Taguchi Method, Grey Relational Analysis, Principal Component Analysis, Freis Process GFRP Composite

1. PENDAHULUAN

Suatu penelitian yang berkaitan dengan rancangan produk dan pengoptimalan proses produksi menjadi hal yang sangat penting untuk dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas produk. Kualitas dicapai melalui optimasi desain untuk meminimalkan biaya dalam memperoleh dan mempertahankan posisi persaingan di pasar dunia (Roy, 2010). Pemanfaatan metode rancangan percobaan pada tahap-tahap tersebut sangat penting untuk meningkatkan kualitas dengan pengoptimalan faktor-faktor yang berpengaruh dalam proses produksi secara keseluruhan.

Metode statistika telah banyak dikembangkan dan digunakan pada berbagai bidang, salah satunya ialah bidang optimasi. Metode statistika yang biasa diterapkan untuk optimasi adalah Taguchi. Metode taguchi biasa digunakan untuk menyelesaikan masalah optimalisasi satu respon (Liao, 2003). Sedangkan untuk kasus multirespon secara serentak masih dikembangkan beberapa metode untuk menganalisisnya. Salah satu metode yang telah dikembangkan untuk kasus multirespon adalah penelitian oleh Derringer dan Suich (1980) yaitu metode optimasi multirespon dengan fungsi desirabiliti. Fungsi desirabiliti merupakan suatu transformasi dari variabel respon ke skala nol sampai satu.. Kelemahan dari metode ini antara lain, perhitungan yang terlalu rumit dan kurang efisien sehingga perlu dikembangkan menjadi metode yang lebih efisien untuk menyelesaikan masalah yang kompleks yaitu dengan menggunakan pendekatan antara *Grey Relational Analysis* (GRA) dan *Principal Component Analysis* (PCA).

Melalui GRA akan diperoleh nilai *grey relational grade* (GRG) untuk mengevaluasi respon yang jumlahnya banyak. Sebagai hasilnya, optimasi dari respon yang berjumlah banyak dapat diubah menjadi optimasi dari satu GRG (Lin dan Lin, 2002 dalam Lu, H.S. et

al. , 2009). Menurut Lu, H.S. et al. , (2009) *Principal Component Analysis* (PCA) digunakan untuk menaksir nilai pembobot yang sesuai, sehingga beberapa karakteristik yang relatif penting dapat dijelaskan secara tepat dan objektif.

Salah satu penelitian yang telah dilakukan adalah penelitian dari Jenarthanan dan Jeyapaul (2013) dengan menggunakan metode Taguchi dengan pendekatan fungsi desirabiliti. Dari hasil penelitian tersebut diperoleh faktor-faktor yang diduga mempengaruhi proses freis komposit GFRP yaitu sudut orientasi serat, sudut helix, kecepatan spindel, dan *feed rate*. Pengukuran kinerja proses freis dilakukan pada kekasaran permukaan, tekanan mesin dan faktor delaminasi. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan metode Taguchi dengan pendekatan *Grey Relational Analysis* untuk mengubah multi respon menjadi satu respon dan pembobotan dengan menggunakan pendekatan *Principal Component Analysis*.

2. TINJAUANPUSTAKA

2.1 Metode Taguchi

Metode Taguchi diperkenalkan pertama kali oleh Dr. Genichi Taguchi (1949) yang merupakan metodologi baru untuk memperbaiki kualitas produk serta dapat menekan biaya dan sumberdaya seminimal mungkin.

Menurut Soejanto (2009), beberapa keunggulan dalam metode Taguchi adalah sebagai berikut:

1. Tingkat efisiensi rancangan percobaan lebih tinggi karena dapat melakukan penelitian yang melibatkan banyak faktor dan level.
2. Memperoleh suatu proses yang menghasilkan produk yang konsisten dan kokoh terhadap gangguan yaitu faktor yang tidak dapat dikontrol.

2.2 Orthogonal Array

Menurut Soejanto (2009), *orthogonal array* adalah matriks dari sejumlah baris dan kolom. Setiap kolom merepresentasikan faktor atau kondisi tertentu yang dapat berubah dari suatu percobaan ke percobaan lainnya, dan baris mewakili level dari faktor pada percobaan yang dilakukan.

2.3 Karakteristik Kualitas dan *Signal to Noise Ratio*

Karakteristik kualitas menurut Taguchi ada tiga, yaitu *Nominal is the best*, *Smaller is Better*, dan *Larger is Better*. Sedangkan cara melihat karakteristik suatu percobaan yaitu dengan menggunakan *Signal to Noise Ratio* (SN Ratio). Menurut Belavendram (1995) beberapa tipe karakteristik kualitas SN Ratio dari respon adalah sebagai berikut:

1. *Nominal is the best*

adalah karakteristik kualitas dengan nilai target tidak nol dan terbatas sehingga nilai yang semakin mendekati target tersebut adalah nilai yang diinginkan. Untuk percobaan 4 faktor tanpa ulangan, SN Ratio untuk karakteristik ini dirumuskan dengan persamaan berikut :

$$\text{SN Ratio} = 10 \log[MSD_n] = 10 \log[x_i(j) - m^2]$$

dimana:

$x_i(j)$ = nilai eksperimen ke-i pada respon ke-j

m = nilai target spesifikasi

2. *Smaller is Better*

adalah karakteristik kualitas dengan batas nilai 0 dan non negatif sehingga nilai yang semakin kecil atau mendekati nol adalah nilai yang diinginkan. SN Ratio untuk karakteristik ini dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{SN Ratio} = -10 \log[MSD_s] = -10 \log[x_i(j)^2]$$

3. Larger is Better

adalah karakteristik kualitas dengan rentang nilai tak terbatas dan non negatif sehingga nilai yang semakin besar adalah nilai yang diinginkan. SN Ratio untuk karakteristik ini dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{SN Ratio} = -10 \log[MSD_l] = -10 \log\left[\frac{1}{x_i(j)^2}\right]$$

2.4 Grey Relational Analysis (GRA)

Teori GRA mengadopsi teori Grey yang berasal dari hasil pencampuran antara informasi yang jelas dan tidak jelas. Misalnya, hitam dilambangkan sebagai informasi yang tidak jelas, yang bisa diartikan sebagai informasi yang belum sempurna. Sedangkan putih sebaliknya dilambangkan informasi yang benar-benar jelas. Tetapi suatu saat informasi bisa berada di antara perpaduan hitam dan putih yang dikenal dengan abu-abu, informasi yang mempunyai beberapa hal yang jelas dan tidak jelas atau kurang sempurna (Balasubramanian dan Ganapathy, 2011).

2.5 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis atau analisis komponen utama adalah sebuah metode statistika multivariat yang memilih sejumlah kecil komponen untuk menjelaskan varian dari beberapa respon yang asli.

Menurut Jhonson dan Winchen (2007) ada tiga kriteria dalam pemilihan komponen utama yang digunakan yaitu :

- Dipilih nilai eigen yang lebih besar dari satu ($\lambda_i > 1$). Nilai eigen yang mendekati nol dianggap tidak memberikan pengaruh yang penting.
- Melihat sudut pada *scree plot*. *Scree plot* merupakan plot yang menggambarkan nilai eigen dan menunjukkan perubahan nilai eigen yang besar.
- Proporsi variansi yang dianggap cukup untuk mewakili total variansi data jika variansi kumulatif mencapai 70% sampai dengan 80%.

2.6 Langkah Pendekatan GRA dan PCA

Langkah-langkah melakukan analisis menggunakan GRA dan PCA menurut Lu, H.S., et al. (2009) adalah sebagai berikut:

- Menentukan dan menghitung SN Ratio $x_i(j)$
Dimana $x_i(j)$ = nilai eksperimen ke-i pada respon ke-j
- Melakukan normalisasi SN Ratio dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$x_i^*(j) = \frac{x_i(j) - \min x_i(j)}{\max x_i(j) - \min x_i(j)}$$

dimana: $x_i^*(j)$ = nilai normalisasi SN Ratio eksperimen ke-i pada respon ke-j

$x_i(j)$ = nilai SN Ratio eksperimen ke-i pada respon ke-j

i = banyaknya eksperimen

j = banyaknya respon

- Menghitung jarak $\Delta_{0i}(j)$ dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\Delta_{0i}(j) = |x_0^*(j) - x_i^*(j)|$$

dimana: $x_0^*(j) = 1$ (nilai terbesar normalisasi S/N Ratio diinversikan sebesar 1)

- Menghitung Grey Relational Coefficient (GRC) atau $\gamma_{0i}(j)$ dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\gamma_{0i}(j) = \frac{\Delta \min + \zeta \Delta \max}{\Delta_{0i}(j) + \zeta \Delta \max}$$

dimana: $\Delta_{0i}(j) = |x_0^*(j) - x_i^*(j)|$ yaitu nilai absolut antara nilai $x_0(j)$ dan $x_i(j)$

$x_0^*(j) = 1$ (nilai terbesar S/N Ratio diinversikan sebesar 1)

$\Delta \min$ = nilai minimum dari $\Delta_{0i}(j)$

$\Delta \max$ = nilai maksimum dari $\Delta_{0i}(j)$

ζ = koefisien pembeda. Pada umumnya $\zeta = 0,5$ (Tosun, et al. , 2004)

5. Menghitung *Grey Relational Grade* (GRG) dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\Gamma_{oi}(j) = \sum_{j=1}^n \beta_j \gamma_{0i}(j)$$

β_j menggambarkan nilai bobot ke-j dari karakteristik respon dan nilai bobot diperoleh dari nilai vektor eigen komponen utama terpilih yang dikuadratkan.

2.7 Persentase Kontribusi

Persentase kontribusi adalah sebuah fungsi dari jumlah kuadrat (*sum of square*) untuk setiap item yang signifikan. Rumus perhitungan persentase kontribusi setiap faktor:

$$SS'_A = SS_A - (MS_{error} \times db_a)$$

$$P_A = \frac{SS'_A}{SS_T} \times 100\%$$

dimana: SS'_A = jumlah kuadrat asli untuk faktor A

SS_A = jumlah kuadrat dari faktor A

MS_{error} = jumlah rata-rata kuadrat *error*

db_a = derajat bebas faktor A

SS_T = jumlah kuadrat total

P = persen kontribusi

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data diambil dari penelitian Jenarthanan dan Jeyapaul (2013) yang berjudul “*Optimisation of machining parameters on milling of GFRP composites by desirability function analysis using Taguchi method*”. Data tersebut dalam penelitian ini akan diolah menggunakan metode Taguchi dengan pendekatan *Grey Relational Analysis* dan *Principal Component Analysis*. Dalam studi kasus ini digunakan empat faktor (Tabel 1), masing-masing faktor tersebut memiliki tiga level.

Tabel 1. Variabel Faktor Penelitian

No	Faktor	Satuan	Level		
			1 (-)	2 (0)	3 (+)
1	Sudut orientasi serat (A)	°(degrees)	15	60	105
2	Sudut helix (B)	°(degrees)	25	35	45
3	Kecepatan spindel (C)	rpm	2000	4000	6000
4	Feed rate (D)	mm/rev	0.04	0.08	0.12

Dalam studi kasus ini digunakan tiga variabel respon yaitu :

- a. Kekasaran Permukaan

Semakin rendah nilai kekasaran permukaan maka hasil freis semakin baik. Sehingga karakter dari variabel respon kekerasan permukaan merupakan *smaller is better*.

- b. Tekanan Mesin

Semakin rendah nilai tekanan mesin maka hasil freis semakin baik. Sehingga karakter dari variabel respon tekanan mesin merupakan *smaller is better*.

- c. Faktor Delaminasi

Semakin rendah nilai faktor delaminasi maka hasil freis semakin baik. Sehingga karakter dari variabel respon faktor delaminasi merupakan *smaller is better*.

Tahapan analisis yang dilakukan adalah sebagai berikut :

- a. Menghitung *Signal to Noise (SN Ratio)* dengan karakteristik *smaller is better*
- b. Menghitung nilai normalisasi *Signal to Noise (SN Ratio)*

- c. Menghitung nilai delta dan nilai gamma (*grey relational coefficient*) pada masing-masing respon
- d. Menghitung PC dari nilai gamma sebagai pembobot
- e. Menghitung nilai *grey relational grade* sebagai data hasil
- f. Menguji asumsi normalitas
- g. Menguji asumsi homogenitas
- h. Membuat tabel ANOVA
- i. Menentukan faktor signifikan sesuai dengan hasil F-hitung pada Tabel ANOVA. Apabila ada faktor yang tidak signifikan maka faktor tersebut dihilangkan kemudian kembali ke uji asumsi
- j. Menghitung persen kontribusi masing-masing respon
- k. Menentukan kombinasi optimal dari parameter proses
- l. Membuat kesimpulan atas hasil yang diperoleh

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Signal Noise to Ratio (SN Ratio)

Nilai SN Ratio merupakan nilai transformasi dari beberapa pengulangan data sehingga nilainya mewakili kualitas penyajian. Pada kasus ini variabel respon kekasaran permukaan, faktor delaminasi, dan tekanan mesin menggunakan karakteristik *Smaller is better*.

Tabel 2. Nilai SN Ratio untuk Setiap Respon

Eksp.	Kekasaran Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi	Eksp.	Kekasaran Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi
1	0,819	-23,677	-0,078	15	-3,405	-26,523	-0,265
2	1,412	-26,353	-0,129	16	-5,201	-30,144	-0,563
3	0,446	-27,155	-0,163	17	-3,973	-26,357	-0,49
4	-0,828	-25,689	-0,214	18	-4,19	-28,172	-0,514
5	-1,438	-26,705	-0,104	19	-2,86	-31,875	-0,324
6	0,724	-23,052	-0,181	20	-4,297	-31,423	-0,399
7	-4,028	-26,357	-0,274	21	-4,711	-35,506	-0,628
8	-2,411	-22,632	-0,206	22	-5,933	-31,877	-0,498
9	-2,279	-25,178	-0,146	23	-6,361	-32,365	-0,66
10	-0,668	-28,379	-0,095	24	-4,506	-29,461	-0,274
11	-1,938	-28,993	-0,181	25	-7,889	-31,736	-0,764
12	-2,212	-29,583	-0,29	26	-6,277	-29,293	-0,399
13	-4,19	-27,719	-0,341	27	-6,527	-25,693	-0,481
14	-4,558	-30,059	-0,481				

4.2 Normalisasi SN Ratio

Normalisasi bertujuan untuk mentransformasi nilai SN Ratio sehingga bernilai antara 0 dan 1. Hasil selengkapnya untuk nilai normalisasi SN Ratio seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Normalisasi SN Ratio untuk Setiap Respon

Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi	Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi
1	0,936	0,919	1	15	0,482	0,698	0,727
2	1	0,711	0,925	16	0,289	0,417	0,293
3	0,896	0,649	0,875	17	0,421	0,711	0,4
4	0,759	0,763	0,801	18	0,398	0,57	0,364
5	0,694	0,684	0,962	19	0,541	0,282	0,642
6	0,926	0,967	0,85	20	0,386	0,317	0,532
7	0,415	0,711	0,715	21	0,342	0	0,198
8	0,589	1	0,813	22	0,21	0,282	0,388
9	0,603	0,802	0,9	23	0,164	0,244	0,151
10	0,776	0,554	0,975	24	0,364	0,47	0,715
11	0,64	0,506	0,85	25	0	0,293	0
12	0,61	0,46	0,69	26	0,173	0,483	0,532
13	0,398	0,605	0,617	27	0,146	0,762	0,412
14	0,358	0,423	0,412				

4.3 Perhitungan Grey Relational Coefficient

Untuk menentukan nilai *Grey Relational Grade* terlebih dahulu menghitung nilai delta dan gamma dari tiap respon.

Tabel 4. Nilai Delta

Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi	Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi
1	0,064	0,081	0	15	0,518	0,302	0,273
2	0	0,289	0,075	16	0,711	0,583	0,707
3	0,104	0,351	0,125	17	0,579	0,289	0,6
4	0,241	0,237	0,199	18	0,602	0,43	0,636
5	0,306	0,316	0,038	19	0,459	0,718	0,358
6	0,074	0,033	0,15	20	0,614	0,683	0,468
7	0,585	0,289	0,285	21	0,658	1	0,802
8	0,411	0	0,187	22	0,79	0,718	0,612
9	0,397	0,198	0,1	23	0,836	0,756	0,849
10	0,224	0,446	0,025	24	0,636	0,53	0,285
11	0,36	0,494	0,15	25	1	0,707	1
12	0,39	0,54	0,31	26	0,827	0,517	0,468
13	0,602	0,395	0,383	27	0,854	0,238	0,588
14	0,642	0,577	0,588				

Tabel 5. Nilai Gamma

Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi	Eksp.	Kekerasan Permukaan	Tekanan Mesin	Faktor Delaminasi
1	0,887	0,86	1	15	0,491	0,623	0,647
2	1	0,634	0,87	16	0,413	0,461	0,414
3	0,828	0,587	0,8	17	0,463	0,633	0,455
4	0,675	0,678	0,715	18	0,454	0,537	0,44
5	0,62	0,612	0,93	19	0,521	0,411	0,582
6	0,871	0,939	0,77	20	0,449	0,423	0,517
7	0,461	0,633	0,637	21	0,432	0,333	0,384
8	0,549	1	0,728	22	0,388	0,41	0,45
9	0,558	0,717	0,833	23	0,374	0,398	0,371
10	0,691	0,528	0,952	24	0,44	0,485	0,637
11	0,581	0,503	0,77	25	0,333	0,414	0,333
12	0,562	0,481	0,618	26	0,377	0,491	0,517
13	0,454	0,559	0,566	27	0,369	0,678	0,46
14	0,438	0,464	0,46				

4.4 Perhitungan Grey Relational Grade

Melalui bantuan *software* Minitab, diperoleh nilai PCA yaitu PC1 karena memenuhi syarat pemilihan Komponen Utama dimana nilai eigen = $2,3111 > 1$, variansi kumulatif antara 70% sampai 80% yaitu sebesar 77%, dan sudut pada *scree plot* menunjukkan perubahan nilai eigen yang terbesar untuk PC1.

Tabel 6. Nilai Principal Component Analysis

Variabel respon	PC1	Kuadrat PC1
Kekerasan permukaan	-0,599	0,359
Tekanan mesin	-0,523	0,274
Faktor Delaminasi	-0,607	0,368

Tabel 7. Nilai Grey Relational Grade

Eksp	Γ	Eksp	Γ	Eksp	Γ
1	0,922	10	0,743	19	0,514
2	0,853	11	0,630	20	0,467
3	0,753	12	0,561	21	0,388
4	0,691	13	0,524	22	0,417
5	0,733	14	0,453	23	0,380
6	0,853	15	0,585	24	0,525
7	0,573	16	0,427	25	0,356
8	0,739	17	0,507	26	0,460
9	0,703	18	0,472	27	0,487

4.5 Analysis of Variance (ANOVA)

Berdasarkan hasil perhitungan *Grey Relational Grade* maka dapat dilakukan uji pengaruh dengan menggunakan ANOVA. Model ANOVA yang digunakan adalah model aditif 4 faktor tanpa interaksi.

4.5.1 Uji asumsi normalitas

Hipotesis yang digunakan pada uji normalitas, dengan H_0 adalah residual data berdistribusi normal dan H_1 adalah residual data tidak berdistribusi normal. Berdasarkan output Minitab 14 diperoleh nilai $D = 0,076$ dan nilai $p\text{-value} > 0,150$. H_0 diterima karena $D = 0,076 < D_{(27,0,95)} = 0,254$ atau $p\text{-value} = (>0,150) > \alpha = 0,05$. Sehingga pada taraf signifikansi 5% diperoleh hasil bahwa residual berdistribusi normal.

4.5.2 Uji asumsi homogenitas

Hipotesis yang digunakan yaitu H_0 adalah varian residual homogen dan H_1 adalah varian residual tidak homogen. Berdasarkan output Minitab 14 diperoleh nilai untuk faktor A, uji Bartlett = 0,94 atau $p\text{-value} = 0,625$, untuk faktor B, uji Bartlett = 1,43 atau $p\text{-value} = 0,488$, untuk faktor C, uji Bartlett = 0,77 atau $p\text{-value} = 0,679$, untuk faktor D, uji Bartlett = 0,07 atau $p\text{-value} = 0,968$. Sehingga pada taraf signifikansi 5%, diperoleh hasil bahwa semua faktor memiliki variansi residual homogen.

Hasil perhitungan ANOVA terdapat pada Tabel 8.

Tabel 8. ANOVA

Sumber keragaman	Derajat bebas	Jumlah kuadrat	Rataan kuadrat	Fhitung	p-value
A	2	0,462345	0,231172	100,05	0,000
B	2	0,068863	0,034432	14,9	0,000
C	2	0,001455	0,000727	0,31	0,734
D	2	0,083438	0,041719	18,06	0,000
Error	18	0,041588	0,00231		
Total	26	0,657689			

Uji pengaruh menggunakan Uji F, sehingga pada taraf signifikansi 5% diperoleh hasil bahwa faktor yang mempengaruhi respon adalah faktor A, B, dan D. Sedangkan faktor C tidak mempengaruhi respon.

4.6 Analysis of Variance (ANOVA) setelah faktor C dihilangkan

Karena terdapat faktor yang tidak signifikan yaitu faktor C, maka dilakukan *Analysis of Variance* kembali tanpa menggunakan faktor C. Model ANOVA yang digunakan adalah model aditif 3 faktor tanpa interaksi.

4.6.1 Uji asumsi normalitas

Berdasarkan output Minitab 14 (Lampiran 6) diperoleh nilai $D = 0,077$ dan nilai $p\text{-value} > 0,150$. H_0 diterima karena $D = 0,077 < D_{(27,0,95)} = 0,254$ atau $p\text{-value} = (>0,150) > \alpha = 0,05$. Sehingga pada taraf signifikansi 5 % diperoleh hasil bahwa residual berdistribusi normal

4.6.2 Uji asumsi homogenitas

Berdasarkan output Minitab 14 diperoleh nilai untuk faktor A, uji Bartlett = 1,61 atau $p\text{-value} = 0,447$, untuk faktor B, uji Bartlett = 0,94 atau $p\text{-value} = 0,626$, untuk faktor D, uji Bartlett = 0,35 atau $p\text{-value} = 0,840$. Sehingga pada taraf signifikansi 5%, diperoleh hasil bahwa semua faktor memiliki variansi residual homogen.

Hasil perhitungan ANOVA terdapat pada Tabel 9.

Tabel 11. ANOVA setelah faktor C dihilangkan

Sumber keragaman	Derajat bebas	Jumlah kuadrat	Rataan kuadrat	Fhitung	p-value
A	2	0,462345	0,231172	107,41	0,000
B	2	0,068863	0,034432	16,00	0,000
D	2	0,083438	0,041719	19,38	0,000
Error	20	0,043304	0,002152		
Total	26	0,657689			

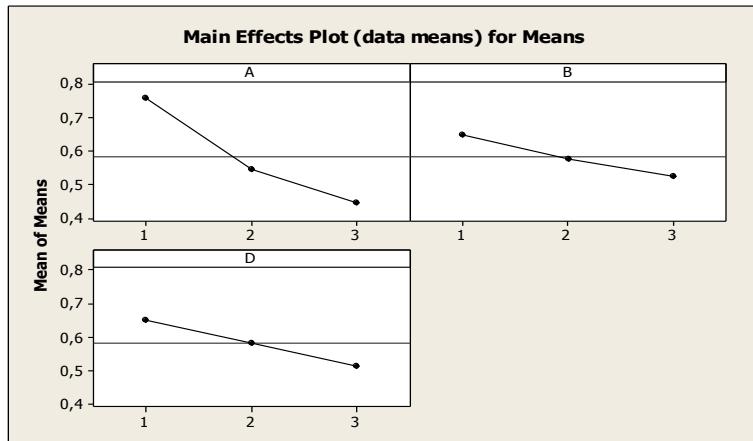
Uji pengaruh menggunakan Uji F, sehingga pada taraf signifikansi 5% diperoleh hasil bahwa faktor A, B, dan D mempengaruhi respon.

4.7 Persentase Kontribusi

Persentase kontribusi mengindikasikan kekuatan relatif dari sebuah faktor terhadap respon. Faktor sudut orientasi serat sebesar 69,596%, faktor sudut helix sebesar 9,768%, dan faktor *feed rate* sebesar 11,9841%.

4.8 Penentuan Kondisi Optimum

Kondisi optimum dapat diperoleh dengan memilih nilai rata-rata GRG dari level yang memberikan nilai terbesar untuk setiap respon. Untuk menentukan kondisi optimum dapat ditentukan menggunakan output Minitab 14 seperti ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot efek setiap faktor

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa pada faktor A level 1 memiliki kedudukan paling tinggi dibandingkan level 2 dan 3. Hasil yang sama juga diperoleh dari faktor B dan D. Sehingga kombinasi level A₁B₁D₁ merupakan kondisi optimum untuk kualitas proses freis komposit GFRP.

Tabel 10. Hasil Optimum Setiap Faktor

Level	A	B	D
1	0,7577	0,6477	0,6498
2	0,5447	0,5735	0,5827
3	0,4438	0,5249	0,5137
Delta	0,3139	0,1228	0,1362
Rank	1	3	2

Hasil perhitungan manual pada Tabel 10 menunjukkan hasil yang sama dimana faktor A level 1, faktor B level 1, dan faktor D level 1 memiliki nilai tertinggi dibandingkan level 2 dan 3.. Hal tersebut dapat dilihat dari selisih nilai maksimum dan minimum pada masing-masing faktor sehingga kombinasi level optimum yang diperoleh adalah A₁B₁D₁.

5. KESIMPULAN

Metode Taguchi bertujuan untuk memperbaiki kualitas produk serta dapat menekan biaya dan sumberdaya seminimal mungkin yang umumnya memiliki satu respon, sedangkan pendekatan *Grey Relational Analysis* dan *Principal Component Analysis* digunakan dalam optimasi untuk mengubah beberapa respon menjadi satu respon sehingga rancangan percobaan menjadi lebih efektif dan efisien.

Pada studi kasus proses freis komposit GFRP dengan penerapan metode Taguchi untuk kasus multirespon menggunakan pendekatan *Grey Relational Analysis* dan *Principal Component Analysis* diperoleh kombinasi optimal yaitu faktor sudut orientasi serat pada 15⁰, faktor sudut helix pada 25⁰, dan faktor *feed rate* pada 0,04 mm/rev. Persentase kontribusi untuk masing-masing faktor terhadap respon yaitu faktor sudut orientasi serat sebesar 69,596%, faktor sudut helix sebesar 9,768%, dan faktor *feed rate* sebesar 11,9841%.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Balasubramanian, S., Ganapathy, S. 2011. *Grey Relational Analysis to Determine Optimum Process Parameters for WEDM*. J. Engineering Science and Technol. 3 : 0975-5462
- Belavendram, T.P. 1995. *Taguchi Method Explained: Practical Step to Robust Design*. New Delhi: Prentice Hall of India Pritative Limited.
- Derringer, G., Suich, R. 1980. *Simultaneous Optimization of Several Response Variables*. Journal of the Quality Technology, 12: 214-219
- Johnson, R.A. dan D.W. Wichern, 2007. *Applied Multivariate Statistica Analysis 6th Edition*. USA: Prentice Hall
- Liao, H.C. 2003. *Using PCR-TOPSIS to Optimize Taguchi's Multi-response*. Int J Adv Manuf 22: 649-655.
- Lin, J. L. dan Lin, C. L. (2002), "The Use of Orthogonal Array with Grey Relational Analysis to Optimize the Electrical Discharge Machining Process with Multiple Performance Characteristics," International Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol 42, hal. 237–244
- Lu, H.S., Chang, C.K., Hwang, N.C. dan Chung, C.T. (2009). *Grey Relational Analysis Coupled With Principal Component Analysis For Optimization Design Of The Cutting Parameters In High-Speed End Milling*. J. Mater. Process. Technol. 209: 3808-3817
- Jenarthanan, M.P., Jeyapaul, R. 2013. *Optimisation of Machining Parameters on Milling of GFRP Composites by Desirability Function Analysis using Taguchi Method*. International Journal of Engineering, Science and Technology Vol. 5, No. 4: Hal. 23-36.
- Roy, R.K., 2010. *A Primer On the Taguchi Method Second Edition*. USA: Society of Manufacturing Engineers.
- Soejanto, I. 2009. *Desain Eksperimen dengan Metode Taguchi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Tosun, N., Cogun, C., and Tosun, G. 2004. *A Study on Kerf and Material Removal Rate in Wire Elec-trical Discharge Machining based on Taguchi Method*, Journal of Materials Processing Tech-nology, 152, pp. 316 -322.