

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini data yang digunakan merupakan data kualitas udara ambien di provinsi D.I. Yogyakarta selama periode tahun 2009-2015. Metode pengambilan data mengenai kualitas udara ambien dapat dilakukan dengan dua cara pengamatan yaitu secara aktif dan juga secara pasif. Dalam penelitian ini data kualitas udara ambien yang digunakan adalah data pengamatan menggunakan metode aktif. Parameter yang digunakan dalam mengetahui kualitas udara ambien di provinsi D.I. Yogyakarta meliputi data pengukuran variabel fisika yang nilainya akan mempengaruhi variabel kimia. Di dalam penelitian ini, kedua hal tersebut digunakan. Data kualitas udara fisika meliputi data suhu udara, kelembapan, arah angin, kecepatan angin, dan juga kebisingan. Sementara itu, data kualitas udara secara kimia meliputi kadar sulfur dioksida (SO_2), nitrogen dioksida (NO_2), hidrokarbon (HC), timah hitam (Pb), dan debu diameter (PM_{10}).

4.2 Uji Regresi Linier Sederhana

Pengujian regresi dilakukan untuk mengetahui adanya pengaruh dan hubungan yang terjadi antara variabel bebas dan variabel terikat. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam variabel terikat (Y) adalah unsur kimia sementara unsur fisika adalah variabel bebas (X). Hasil dari pengujian ini akan digunakan sebagai alat interpolasi menggunakan persamaan matematis regresi yang terbentuk untuk mengestimasi data yang hilang (*missing value*) bagi variabel yang terbukti memiliki

pengaruh dan hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikatnya berdasarkan pengujian regresi yang telah dilakukan sebelumnya.

4.2.1 Uji Regresi SO₂

Berikut pengujian regresi yang dilakukan pada beberapa variabel terikat yang berbeda dengan menggunakan variabel bebas SO₂ :

1. Suhu (X) dan SO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel suhu dan variabel SO₂ :

Tabel 4. 1 Hasil regresi suhu dengan SO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	903,425	1	903,425	1,640	,203 ^b
	Residual	71602,671	130	550,790		
	Total	72506,096	131			

a. Dependent Variable: SO₂

b. Predictors: (Constant), Suhu

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.203**. Karena nilai signifikansi **0.203 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai suhu.

2. Kelembapan (X) dan SO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kelembapan dengan variabel SO₂ :

Tabel 4. 2 Hasil regresi kelembapan dengan SO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1274,437	1	1274,437	2,326	,130 ^b
	Residual	71231,659	130	547,936		
	Total	72506,096	131			

a. Dependent Variable: SO2

b. Predictors: (Constant), Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.130**. Karena nilai signifikansi **0.130 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai kelembapan.

3. Kecepatan Angin (X) dan SO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kecepatan angin dengan variabel SO₂ :

Tabel 4. 3 Hasil regresi kecepatan angin dengan SO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1148,470	1	1148,470	2,092	,150 ^b
	Residual	71357,626	130	548,905		
	Total	72506,096	131			

a. Dependent Variable: SO2

b. Predictors: (Constant), Kecepatan_Angin

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.150**. Karena nilai signifikansi **0.150 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai kecepatan angin.

4.2.2 Uji Regresi NO₂

Berikut pengujian regresi yang dilakukan pada beberapa variabel terikat yang berbeda dengan menggunakan variabel bebas SO₂ :

1. Suhu (X) dan NO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel suhu dengan variabel NO₂:

Tabel 4. 4 Hasil regresi suhu dengan NO₂

ANOVA ^a					
Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	181,844	1	181,844	1,344	,251 ^b
Residual	7578,334	56	135,327		
Total	7760,178	57			

a. Dependent Variable: NO₂

b. Predictors: (Constant), Suhu_Udara

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.251**. Karena nilai signifikansi **0.251 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui **H₀** diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai suhu.

2. Kelembapan (X) dan NO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kelembapan dengan variabel NO₂:

Tabel 4. 5 Hasil regresi kelembapan dengan NO₂

ANOVA ^a					
Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	186,075	1	186,075	1,376	,246 ^b
Residual	7574,103	56	135,252		
Total	7760,178	57			

a. Dependent Variable: NO₂

b. Predictors: (Constant), Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.246**. Karena nilai signifikansi **0.246 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai kelembapan.

3. Kecepatan Angin (X) dan NO₂ (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kecepatan angin dengan variabel NO₂:

Tabel 4. 6 Hasil regresi kecepatan angin dengan NO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	67,890	1	67,890	,494	,485 ^b
	Residual	7692,288	56	137,362		
	Total	7760,178	57			

a. Dependent Variable: NO₂

b. Predictors: (Constant), Kecepatan_Angin

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.485**. Karena nilai signifikansi **0.485 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai kecepatan angin.

4.2.3 Uji Regresi Pb

Berikut pengujian regresi yang dilakukan pada beberapa variabel terikat yang berbeda dengan menggunakan variabel bebas Pb :

1. Suhu (X) dan Pb (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel suhu dan variabel Pb :

Tabel 4. 7 Hasil regresi suhu dengan Pb

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	,068	1	,068	,996	,321 ^b
	Residual	6,987	103	,068		
	Total	7,054	104			

a. Dependent Variable: Pb

b. Predictors: (Constant), Suhu_Udara

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.321**. Karena nilai signifikansi **0.321 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai suhu.

2. Kelembapan (X) dan Pb (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kelembapan dengan variabel Pb :

Tabel 4. 8 Hasil regresi kelembapan dengan Pb

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1,131	1	1,131	19,669	,000 ^b
	Residual	5,923	103	,058		
	Total	7,054	104			

a. Dependent Variable: Pb

b. Predictors: (Constant), Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05

merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai kelembapan.

Tabel 4. 9 Persamaan regresi kelembapan dengan Pb

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	,731	,099		7,407	,000
	Kelembapan	-,008	,002	-,400	-4,435	,000

a. Dependent Variable: Pb

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel suhu dengan variabel CO adalah :

$$Y = 0.731 - 0.008 x \dots\dots\dots(4.1)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kelembapan (X) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel Pb (Y) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

3. Kecepatan Angin (X) dan Pb (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kecepatan angin dengan variabel Pb :

Tabel 4. 10 Hasil regresi kecepatan angin dengan Pb

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1,388	1	1,388	25,228	,000 ^b
	Residual	5,666	103	,055		
	Total	7,054	104			

a. Dependent Variable: Pb

b. Predictors: (Constant), Kec_Angin

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000** > 0.05, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai kecepatan angin.

Tabel 4. 11 Persamaan regresi kecepatan angin dengan Pb

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.433	.034		12,695	.000
	Kec_Angin	-.055	.011	-.444	-5,023	.000

a. Dependent Variable: Pb

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel kecepatan angin dengan variabel Pb adalah :

$$Y = 0.433 - 0.055 x \dots\dots\dots (4.2)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kecepatan angin (*X*) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel Pb (*Y*) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

4.2.4 Uji Regresi HC

Berikut pengujian regresi yang dilakukan pada beberapa variabel terikat yang berbeda dengan menggunakan variabel bebas HC :

1. Suhu (*X*) dan HC (*Y*)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel suhu dan variabel HC :

Tabel 4. 12 Hasil regresi suhu dengan HC

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	6797,951	1	6797,951	2,539	,114 ^b
	Residual	275780,310	103	2677,479		
	Total	282578,262	104			

a. Dependent Variable: HC

b. Predictors: (Constant), Suhu_Udara

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.114**. Karena nilai signifikansi **0.114 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai suhu.

2. Kelembapan (X) dan HC (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kelembapan dengan variabel HC :

Tabel 4. 13 Hasil regresi kelembapan dengan HC

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	118406,115	1	118406,115	74,287	,000 ^b
	Residual	164172,147	103	1593,904		
	Total	282578,262	104			

a. Dependent Variable: HC

b. Predictors: (Constant), Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai kelembapan.

Tabel 4. 14 Persamaan regresi kelembapan dengan HC

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-54,100	16,359		-3,307	,001
	Kelembapan	2,726	,316	,647	8,619	,000

a. Dependent Variable: HC

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel kelembapan dengan variabel HC adalah :

$$Y = -54.1 + 2.726 x \dots\dots\dots(4.3)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kelembapan (X) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel HC (Y) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

3. Kecepatan Angin (X) dan HC (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kecepatan angin dengan variabel HC :

Tabel 4. 15 Hasil regresi kecepatan angin dengan HC

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	155.279	1	155.279	52.841	.000 ^b
	Residual	302.675	103	2.939		
	Total	457.954	104			

a. Dependent Variable: Kec.Angin

b. Predictors: (Constant), HC

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau F test diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05

merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai kecepatan angin.

Tabel 4. 16 Persamaan regresi kecepatan angin dengan HC

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.354	.315		1.123	.264
	HC	.023	.003	.582	7.269	.000

a. Dependent Variable: Kec.Angin

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel kecepatan angin dengan variabel HC adalah :

$$Y = 0.354 + 0.023 x \dots\dots\dots(4.4)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kecepatan angin (X) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel HC (Y) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

4.2.5 Uji Regresi PM.10

Berikut pengujian regresi yang dilakukan pada beberapa variabel terikat yang berbeda dengan menggunakan variabel bebas PM.10 :

1. Suhu (X) dan PM.10 (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel suhu dan variabel PM.10 :

Tabel 4. 17 Hasil regresi suhu dengan PM.10

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	657,636	1	657,636	,530	,468 ^b
	Residual	127901,033	103	1241,758		
	Total	128558,670	104			

a. Dependent Variable: PM

b. Predictors: (Constant), Suhu_Udara

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.468**. Karena nilai signifikansi **0.468 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai suhu.

2. Kelembapan (X) dan PM.10 (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kelembapan dengan variabel PM.10 :

Tabel 4. 18 Hasil regresi kelembapan dengan PM.10

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	48911,325	1	48911,325	63,252	,000 ^b
	Residual	79647,344	103	773,275		
	Total	128558,670	104			

a. Dependent Variable: PM

b. Predictors: (Constant), Kelembapan

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05

merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai kelembapan.

Tabel 4. 19 Persamaan regresi kelembapan dengan PM.10

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-28,783	11,396		-2,526	,013
	Kelembapan	1,752	,220	,617	7,953	,000

a. Dependent Variable: PM

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel kelembapan dengan variabel PM.10 adalah :

$$Y = -28.783 + 1.752 x \dots\dots\dots(4.5)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kelembapan (X) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel PM.10 (Y) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

3. Kecepatan Angin (X) dan PM.10 (Y)

Berikut merupakan hasil dari pengujian regresi antara variabel kecepatan angin dengan variabel PM.10 :

Tabel 4. 20 Hasil regresi kecepatan angina dengan PM.10

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	46.777	1	46.777	14.092	.000 ^b
	Residual	341.904	103	3.319		
	Total	388.681	104			

a. Dependent Variable: Kec.Angin

b. Predictors: (Constant), PM.10

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10. Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai kecepatan angin.

Tabel 4. 21 Persamaan regresi kecepatan angin dengan PM.10

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	1.398	.281		4.974	.000
	PM.10	.013	.003	.347	3.754	.000

a. Dependent Variable: Kec.Angin

Berdasarkan tabel diatas, diketahui bahwa persamaan matematis yang terbentuk dari variabel kelembapan dengan variabel PM.10 adalah :

$$Y = 1.398 + 0.013 x \dots\dots\dots (4.6)$$

Untuk itu, berdasarkan hasil yang didapatkan nilai kecepatan angin (*X*) dapat diprediksi menggunakan besarnya nilai variabel PM.10 (*Y*) menggunakan persamaan matematis yang telah terbentuk.

4.3 Uji Regresi Linier Berganda

Pengujian regresi dilakukan untuk mengetahui adanya pengaruh dan hubungan yang terjadi antara variabel bebas dan variabel terikat. Yang membedakan pengujian regresi linier sederhana yang telah dilakukan sebelumnya yaitu dalam regresi linier berganda ini akan dilihat apakah memiliki pengaruh yang signifikan antara variabel terikat (dependent) dengan banyak variabel bebas (independent) secara bersamaan. Dalam penelitian ini yang termasuk dalam variabel terikat (*Y*) adalah unsur kimia sementara unsur fisika adalah variabel bebas (*X*). Untuk itu, berikut hasil dari pengujian regresi linier berganda yang telah didapatkan :

4.3.1 Uji Regresi NO₂ (Y), Suhu Udara (X1), Kelembapan (X2), dan Kec. Angin (X3)

Berdasarkan hasil pengujian regresi berganda yang telah dilakukan berikut merupakan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.22 :

Tabel 4. 22 Uji ANOVA regresi berganda NO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	245.003	3	81.668	.587	.626 ^b
	Residual	7515.175	54	139.170		
	Total	7760.178	57			

a. Dependent Variable: NO₂

b. Predictors: (Constant), Kec.Angin, Suhu_Udara, Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai NO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.626**. Karena nilai signifikansi **0.626 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai NO₂.

4.3.2 Uji Regresi SO₂ (Y), Suhu Udara (X1), Kelembapan (X2), dan Kec. Angin (X3)

Berdasarkan hasil pengujian regresi berganda yang telah dilakukan berikut merupakan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.23 :

Tabel 4. 23 Uji ANOVA regresi berganda SO₂

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2385.280	3	795.093	1.451	.231 ^b
	Residual	70120.816	128	547.819		
	Total	72506.096	131			

a. Dependent Variable: SO₂

b. Predictors: (Constant), Kec.Angin, Kelembapan, Suhu_Udara

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai SO₂.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.231**. Karena nilai signifikansi **0.231 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai SO₂.

4.3.3 Uji Regresi Pb (Y), Suhu Udara (X1), Kelembapan (X2), dan Kec. Angin (X3)

Berdasarkan hasil pengujian regresi berganda yang telah dilakukan berikut merupakan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.24 :

Tabel 4. 24 Uji ANOVA regresi berganda Pb

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	8.781	3	2.927	.969	.410 ^b
	Residual	308.049	102	3.020		
	Total	316.830	105			

a. Dependent Variable: Pb

b. Predictors: (Constant), Kec.Angin, Suhu_Udara, Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai Pb.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.410**. Karena nilai signifikansi **0.410 > 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho diterima, maka model regresi yang terbentuk tidak dapat digunakan untuk memprediksi nilai Pb.

4.3.4 Uji Regresi HC (Y), Suhu Udara (X1), Kelembapan (X2), dan Kec. Angin (X3)

Berdasarkan hasil pengujian regresi berganda yang telah dilakukan berikut merupakan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 4.25 :

Tabel 4. 25 Uji ANOVA regresi berganda HC

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	94799.240	3	31599.747	16.996	.000 ^b
	Residual	187779.022	101	1859.198		
	Total	282578.262	104			

a. Dependent Variable: HC

b. Predictors: (Constant), Kec.Angin, Suhu_Udara, Kelembapan

Ho : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC..

Ha : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai HC.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.000**. Karena nilai signifikansi **0.000 < 0.05**, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui Ho ditolak dan Ha diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai HC.

Tabel 4. 26 Persamaan Uji Regresi Berganda HC

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-75.757	83.478		-.908	.366
	Suhu_Udara	2.737	2.471	.094	1.108	.271
	Kelembapan	.900	.370	.240	2.432	.017
	Kec.Angin	9.760	2.497	.393	3.908	.000

a. Dependent Variable: HC

Berdasarkan Tabel 4.26 diketahui bahwa terbentuk persamaan matematis untuk mengestimasi nilai HC yang dapat dipengaruhi secara bersamaan oleh suhu udara, kelembapan dan juga kecepatan angin. Namun, berdasarkan hasil yang didapatkan perlu diketahui bahwa variabel bebas yang secara signifikan mempengaruhi adalah variabel kelembapan dan juga kecepatan angin yang menunjukkan nilai **0.017** dan **0.000**. Hal ini berarti nilai signifikansi < 0.05 . Untuk itu, jika ditelaah lebih dalam maka nilai yang akan mempengaruhi secara signifikan terhadap nilai HC yaitu variabel kelembapan dan kecepatan angin. Dengan demikian, hasil dari pengujian regresi berganda juga tidak berbeda dengan hasil dari pengujian regresi linier sederhana untuk variabel HC karena terbukti memiliki pengaruh dengan variabel kelembapan dan kecepatan angin.

4.3.5 Uji Regresi PM.10 (Y), Suhu Udara (X1), Kelembapan (X2), dan Kec. Angin (X3)

Berdasarkan hasil pengujian regresi berganda yang telah dilakukan berikut merupakan hasil yang akan ditunjukkan pada Tabel 2.27:

Tabel 4. 27 Uji ANOVA regresi berganda PM.10

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	36847.092	3	12282.364	5.238	.002 ^b
	Residual	239194.332	102	2345.042		
	Total	276041.424	105			

a. Dependent Variable: PM.10

b. Predictors: (Constant), Kec.Angin, Suhu_Udara, Kelembapan

H₀ : model regresi tidak dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

H_a : model regresi dapat digunakan secara signifikan untuk memprediksi nilai PM.10.

Berdasarkan hasil pada tabel ANOVA atau *F test* diatas, dapat diketahui bahwa nilai signifikansi menunjukkan nilai **0.002**. Karena nilai signifikansi $0.002 < 0.05$, dimana 0.05 merupakan nilai kepercayaan (α) maka dapat diketahui H_0 ditolak dan H_a diterima, maka model regresi yang terbentuk dapat digunakan untuk memprediksi nilai PM.10.

Tabel 4. 28 Persamaan Uji Regresi Berganda PM.10

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-10.917	96.465		-.113	.910
	Suhu_Udara	.443	2.788	.015	.159	.874
	Kelembapan	.980	.574	.228	1.707	.091
	Kec.Angin	4.043	3.357	.165	1.204	.231

a. Dependent Variable: PM.10

Berdasarkan Tabel 4.28 diketahui bahwa terbentuk persamaan matematis untuk mengestimasi nilai PM.10 yang dapat dipengaruhi secara bersamaan oleh suhu udara, kelembapan dan juga kecepatan angin. Namun, berdasarkan hasil yang didapatkan perlu diketahui bahwa variabel bebas yang secara signifikan mempengaruhi adalah variabel kelembapan yang menunjukkan nilai **0.091**. Hal ini berarti nilai signifikansi **<0.05**. Untuk itu, jika ditelaah lebih dalam maka nilai yang akan mempengaruhi secara signifikan terhadap nilai HC yaitu variabel kelembapan. Dengan demikian, hasil dari pengujian regresi berganda juga tidak berbeda dengan hasil dari pengujian regresi linier sederhana untuk variabel PM.10 karena terbukti memiliki pengaruh dengan variabel kelembapan.

4.4 Prediksi Uji Regresi

Berdasarkan hasil pengujian regresi telah diketahui beberapa variabel yang memiliki pengaruh satu sama lain. Untuk itu, dalam memprediksi nilai-nilai yang hilang (*missing value*) khususnya pada variabel yang memiliki pengaruh satu sama lain digunakan persamaan regresi yang terbentuk pada masing-masing data yang dikategorikan sesuai lokasi. Persamaan matematis dibentuk sesuai dengan lokasi masing-masing pengambilan data. Berikut hasil dari nilai prediksi di lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman menggunakan metode regresi :

1. Variabel kelembapan (X) dengan timah hitam (Pb)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = 1.012 - 0.013x \dots\dots\dots(4.7)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 29 Hasil prediksi kelembapan dengan Pb

No.	Kelembapan (X)	Pb (Y)
1.	50.60	0.354
2.	43.70	0.444
3.	74.47	0.024
4.	42.46	0.384
5.	70.85	0.091
6.	42.46	0.460
7.	50.92	0.350
8.	60.92	0.375
9.	40.15	0.388

2. Variabel kelembapan (X) dengan hidrocarbon (HC)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = 118.661 - 0.671x \dots\dots\dots(4.8)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 30 Hasil prediksi kelembapan dengan HC

No.	Kelembapan (X)	HC (Y)
1.	50.60	84.71
2.	43.70	89.34
3.	77.74	67.67
4.	31.79	86.25

5.	32.77	71.12
6.	31.79	90.17
7.	31.54	84.49
8.	5.95	85.78
9.	105.89	86.45

3. Variabel kelembapan (X) dengan debu parameter 10 (PM.10)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = -93.668 + 2.837x \dots\dots\dots (4.9)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 31 Hasil prediksi kelembapan dengan PM.10

No.	Kelembapan (X)	PM.10 (Y)
1.	50.60	49.88
2.	43.70	30.31
3.	76.37	121.94
4.	46.35	43.36
5.	61.74	107.32
6.	46.35	26.80
7.	51.49	50.80
8.	39.52	45.35
9.	59.09	42.51

4. Variabel kecepatan angin (X) dengan timah hitam (Pb)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = 0.476 - 0.082x \dots\dots\dots (4.10)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 32 Hasil prediksi kecepatan angin dengan Pb

No.	Kecepatan Angin (X)	Pb (Y)
1.	1.49	0.24
2.	0.39	0.24
3.	5.27	0.06
4.	0.20	0.39
5.	4.70	0.09
6.	0.20	0.46
7.	1.54	0.35
8.	3.12	0.40
9.	-0.17	0.35

5. Variabel kecepatan angin (X) dengan hidrocarbon (HC)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = 96.191 - 6.95x \dots\dots\dots (4.11)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 33 Hasil prediksi kecepatan angin dengan hidrokarbon

No.	Kecepatan Angin (X)	HC (Y)
1.	13.84	76.04
2.	13.84	76.04
3.	4.27	61.16
4.	-0.16	89.24
5.	-0.07	75.66
6.	-0.16	89.75
7.	-0.19	85.05

8.	-2.66	89.94
9.	6.99	85.77

6. Variabel kecepatan angin (Y) dengan debu parameter 10 (PM.10)

Berdasarkan persamaan matematis hasil regresi yang terbentuk pada lokasi Jalan Magelang KM 4.6 depan TVRI. Rogoyudan. Sinduadi. Mlati. Sleman didapatkan persamaan :

$$Y = 17.879 + 21.534 x \dots\dots\dots (4.12)$$

Dengan menggunakan persamaan matematis diatas, didapatkan hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4. 34 Hasil prediksi kecepatan angin dengan PM.10

No.	Kecepatan Angin (X)	PM.10 (Y)
1.	2.90	80.33
2.	2.90	80.33
3.	4.88	126.41
4.	0.93	39.41
5.	2.95	81.50
6.	0.93	37.84
7.	1.60	52.40
8.	0.03	37.26
9.	2.60	50.18

4.5 Evaluasi Prediksi Uji Regresi

Berdasarkan hasil dari nilai estimasi yang didapatkan menggunakan metode regresi, perlu adanya suatu evaluasi dalam menentukan nilai yang terpilih. Nilai yang terpilih dilihat dengan kondisi data yang menunjukkan nilai error yang terkecil. Berikut merupakan hasil dari beberapa proses penentuan nilai hasil pengujian menggunakan metode regresi :

1. Kelembapan

Seperti yang diketahui sebelumnya bahwa kelembapan merupakan variabel bebas dalam persamaan matematis yang terbentuk. Untuk itu, dalam menentukan nilai hilang (*missing value*) pada variabel kelembapan dapat dilakukan dengan melakukan perhitungan sesuai dengan persamaan matematis secara bersamaan dengan variabel terikat yang diketahui berupa nilai timah hitam (Pb), hydrocarbon (HC), dan juga debu parameter 10 (PM.10). Berikut hasil dari perhitungan error (MAPE) untuk mengetahui nilai kelembapan yang terpilih berdasarkan tiga variabel yang digunakan sebagai bahan estimasi nilai tersebut :

Tabel 4. 35 Tingkat *error* prediksi kelembapan

No.	Estimator	MAPE
1.	Pb (Timah Hitam)	1.43%
2.	HC (Hydrocarbon)	6.29%
3.	PM.10 (Debu parameter)	1.21%

Menurut data diatas, diketahui bahwa hasil estimasi nilai kelembapan menggunakan variabel terikat berupa nilai debu parameter 10 (PM.10) menunjukkan nilai yang terkecil yaitu 1.21%. Untuk itu, hasil nilai estimasi menggunakan parameter tersebut yang dipilih untuk mengestimasi nilai kelembapan.

2. Kecepatan Angin

Sama halnya dengan kelembapan, kecepatan angin juga merupakan variabel bebas. Dalam hal ini, setelah dilakukannya pengujian regresi menunjukkan bahwa kecepatan angin memiliki tingkat pengaruh yang signifikan dengan beberapa variabel terikat, yakni nilai variabel timah hitam (Pb), hydrocarbon (HC), dan juga debu parameter 10 (PM.10). Untuk itu dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) pada variabel kecepatan angina digunakan ketiga variabel tersebut. Berikut merupakan tingkat error (MAPE) yang dihasilkan setelah digunakannya ketiga metode tersebut dalam mengestimasi nilai kecepatan angin :

Tabel 4. 36 Tingkat *error* prediksi kecepatan angin

No.	Estimator	MAPE
1.	Pb (Timah Hitam)	5.77%
2.	HC (Hidrocarbon)	6.29%
3.	PM.10 (Debu parameter)	2.59%

Jika melihat dari data diatas, hasil menunjukkan bahwa nilai error terkecil ditunjukkan dengan nilai debu parameter 10 (PM.10) yakni sebesar 2.59%. Untuk itu, dalam hal ini nilai kecepatan angin yang hilang diestimasi menggunakan variabel debu parameter 10 sesuai dengan nilai error yang menunjukkan nilai terkecil diantara kedua variabel lainnya.

3. Timah Hitam (Pb)

Berdasarkan pengujian menggunakan metode regresi didapatkan bahwa ternyata terbentuk suatu pengaruh yang cukup signifikan antara variabel timah hitam dengan kecepatan angin serta timah hitam dengan kelembapan. Untuk itu, hilangnya data timah hitam pada tahun 2009 dapat diestimasi menggunakan kedua variabel tersebut. Karena terdapat lebih dari satu variabel maka nilai yang terpilih akan disesuaikan dengan nilai error terkecil yang dihasilkan. Berikut hasil perhitungan total error hasil nilai estimasi :

Tabel 4. 37 Tingkat *error* prediksi Pb

No.	Estimator	MAPE
1.	Kelembapan	2.84%
2.	Kecepatan Angin	3.25%

Hasil error menunjukkan nilai error terkecil pada variabel kecepatan angina yakni sebesar 3.25%. Untuk itu, dalam hal mengestimasi nilai hilang (*missing value*) pada nilai timah hitam menggunakan variabel kecepatan angin.

4. Hidrocarbon (HC)

Setelah dilakukannya pengujian menggunakan metode regresi menunjukkan bahwa variabel hidrokarbon sebagai variabel terikat memiliki pengaruh yang signifikan dengan variabel

kelembapan dan juga kecepatan angin. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) yang terjadi di tahun 2009 dapat dilakukan dengan menggunakan dua persamaan yang menggunakan dua variabel tersebut. Sementara itu, hasil terpilihnya disesuaikan dengan nilai error yang dihasilkan. Berikut hasil perhitungan nilai error :

Tabel 4. 38 Tingkat *error* prediksi HC

No.	Estimator	MAPE
1.	Kelembapan	3.15%
2.	Kecepatan Angin	2.71%

Berdasarkan data diatas, dihasilkan bahwa nilai error yang lebih kecil terletak pada variabel kecepatan angin yakni sebesar 2.71% . Untuk itu, dalam mengestimasi nilai hydrocarbon digunakan persamaan matematis yang terbentuk antara kecepatan angin sebagai variabel bebas dan hidrokarbon sebagai variabel terikat.

5. Debu parameter 10 (PM.10)

Sama halnya dengan variabel timah hitam dan juga hydrocarbon, berdasarkan hasil pengujian regresi menunjukkan bahwa debu parameter 10 (PM.10) menunjukkan hasil bahwa terdapat hubungan saling mempengaruhi antara variabel tersebut dengan variabel kelembapan dan juga kecepatan angina. Untuk itu, data debu parameter 10 (PM.10) yang hilang pada tahun 2009 dapat diestimasi menggunakan persamaan matematis yang memuat kedua variabel tersebut. Berikut adalah hasil error yang dihasilkan ketika menggunakan kedua variabel bebas :

Tabel 4. 39 Tingkat *error* prediksi PM.10

No.	Estimator	MAPE
1.	Kelembapan	5.69%
2.	Kecepatan Angin	1.60%

Berdasarkan data diatas, menunjukkan bahwa nilai error lebih kecil ketika menggunakan persamaan matematis antara kecepatan angin dengan debu parameter 10 (PM.10) yakni sebesar 1.6% . Selisih nilai *error* antara hasil estimasi menggunakan dua persamaan matematis yang berbeda menunjukkan nilai yang cukup besar.

4.6 Curve Fitting

Curve Fitting adalah salah satu model dengan melihat distribusi data secara kontinu yang dapat berfungsi untuk penjelasan data secara deskriptif maupun prediktif (Hook, Li.JS, Oba.N, & Nowden.S, 2011). Dalam hal ini, metode ini digunakan untuk mengestimasi nilai – nilai pada variabel yang hilang (*missing value*). Data pada variabel yang tidak menunjukkan ada pengaruh berdasarkan hasil pengujian regresi akan diestimasi menggunakan metode *curve fitting*. Berikut merupakan hasil dari metode *curve fitting* untuk beberapa variabel :

1. Suhu Udara

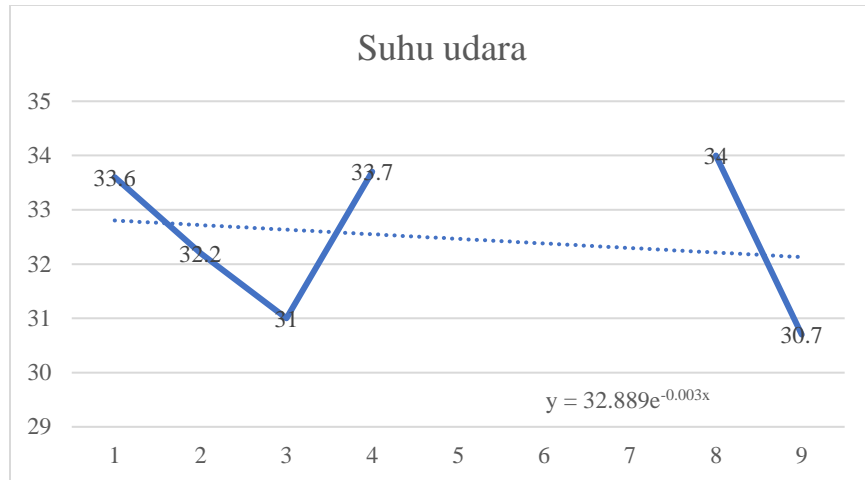
Pada variabel suhu udara, setelah dilakukan uji regresi menunjukkan bahwa variabel suhu udara yang menjadi variabel bebas tidak memiliki pengaruh yang signifikan terhadap beberapa variabel terikat lainnya. Untuk itu, dilakukan estimasi nilai yang hilang menggunakan metode *curve fitting*. Dalam metode ini akan dilakukan dengan lima jenis distribusi dalam *curve fitting* dengan melihat distribusi yang sesuai dengan kelompok data pada variabel suhu udara. Berikut merupakan hasil dari estimasi nilai yang hilang (*missing value*) pada beberapa distribusi :

a. Eksponensial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi eksponensial pada variabel suhu udara menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 32.889e^{-0.003x} \dots\dots\dots(4.13)$$

Nilai Y menunjukkan nilai suhu yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5,6, dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*). Untuk itu, dengan menggunakan persamaan matematis yang didapatkan, maka nilai yang awalnya hilang (*missing value*) dapat diestimasi.



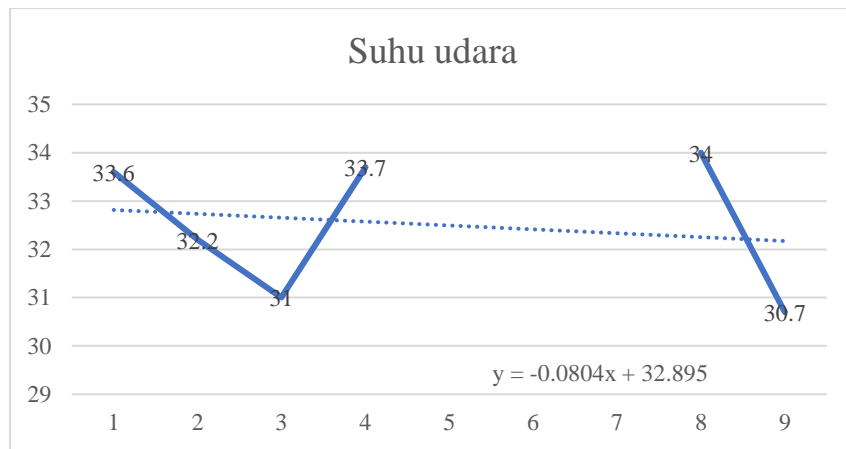
Gambar 4. 1 Grafik eksponensial suhu udara

b. Linier

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi linier pada variabel suhu udara menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -0.0804x + 32.895 \dots \dots \dots (4.14)$$

Nilai Y menunjukkan nilai suhu yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5,6, dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



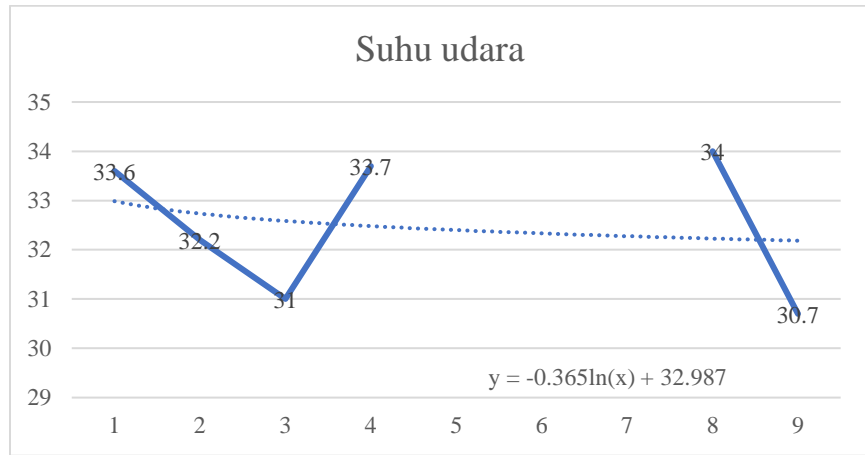
Gambar 4. 2 Grafik linier suhu udara

c. Logarithmic

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi logarithmic pada variabel suhu udara menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -0.365\text{LN}(x) + 32.987 \dots\dots\dots(4.15)$$

Nilai Y menunjukkan nilai suhu yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5,6, dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



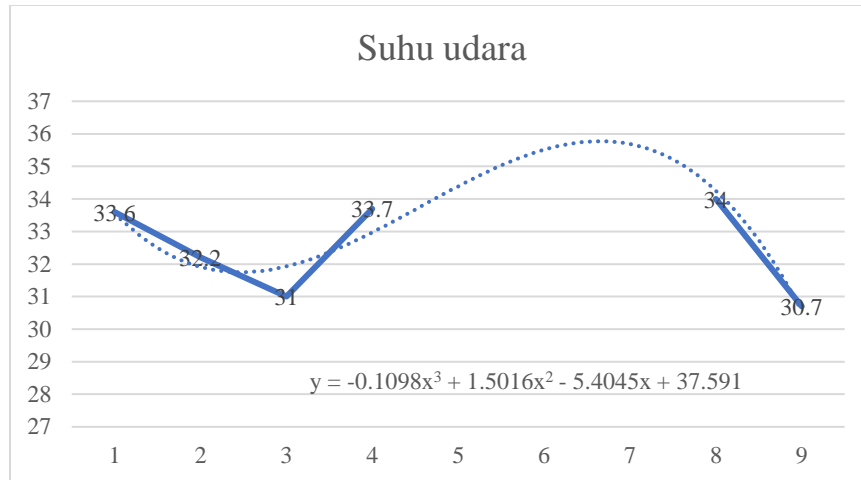
Gambar 4. 3 Grafik *logarithmic* suhu udara

d. Polynomial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi polynomial pada variabel suhu udara menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -0.1098x^3 + 1.5016x^2 - 5.4045x + 37.591 \dots\dots\dots(4.16)$$

Nilai Y menunjukkan nilai suhu yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5,6, dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



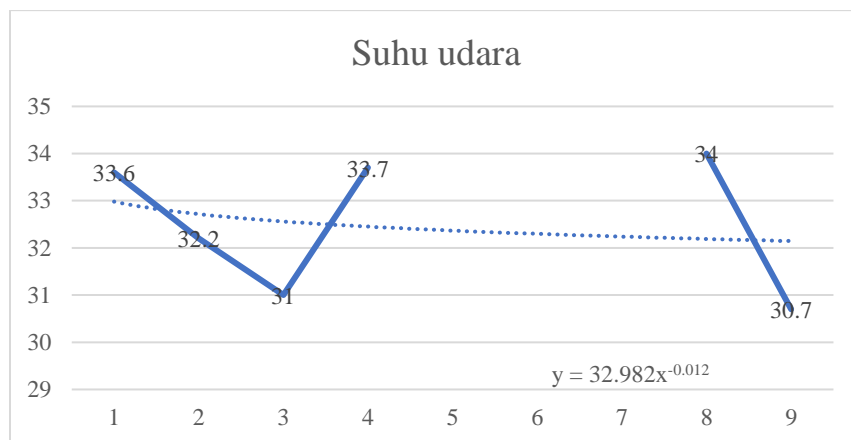
Gambar 4. 4 Grafik *polynomial* suhu udara

e. Power

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi power pada variabel suhu udara menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 32.982x^{-0.012} \dots\dots\dots(4.17)$$

Nilai Y menunjukkan nilai suhu yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5,6, dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 5 Grafik *power* suhu udara

2. Kebisingan

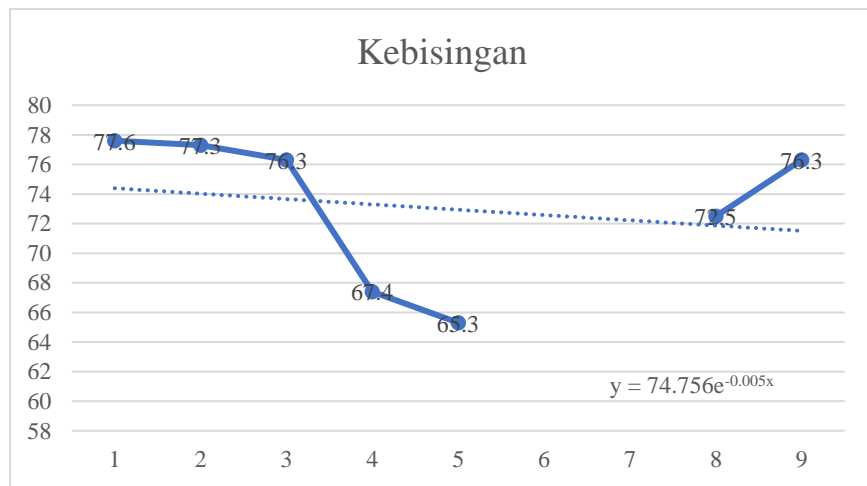
Berdasarkan hasil pengujian regresi menunjukkan bahwa variabel kebisingan tidak memiliki pengaruh yang signifikan dengan beberapa variabel terikat yang telah diuji. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) pada variabel kebisingan di beberapa titik yaitu pada periode 6 dan 7 menggunakan metode *curve fitting*. Metode ini akan menggunakan beberapa distribusi untuk mengetahui distribusi terbaik, berikut hasil dari pengujian menggunakan metode *curve fitting* :

a. Eksponensial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi eksponensial pada variabel kebisingan menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 74.756e^{-0.005x} \dots\dots\dots(4.18)$$

Nilai Y menunjukkan nilai kebisingan yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 6 dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



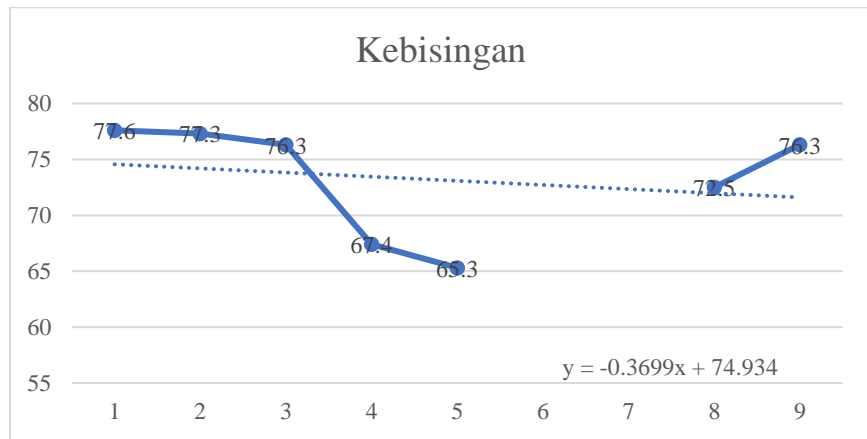
Gambar 4. 6 Grafik eksponensial kebisingan

b. Linier

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi linier pada variabel kebisingan menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -0.3699x + 74.934 \dots\dots\dots(4.19)$$

Nilai Y menunjukkan nilai kebisingan yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 6 dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



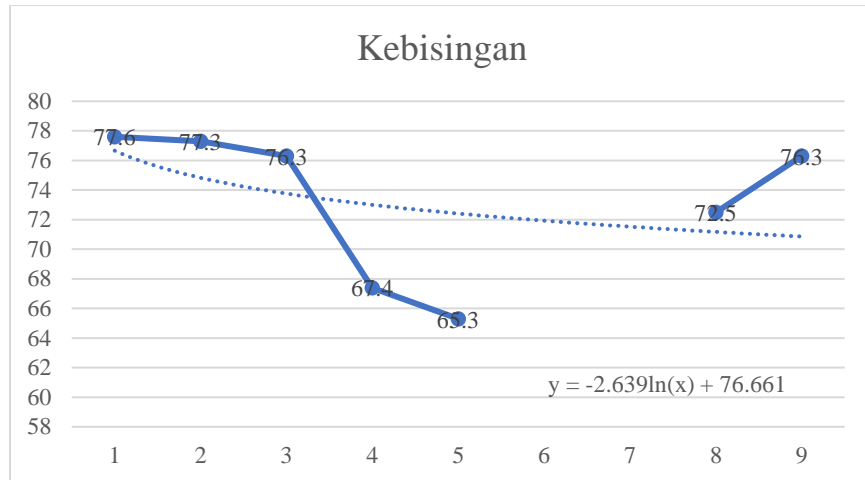
Gambar 4. 7 Grafik linier kebisingan

c. Logarithmic

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi logarithmic pada variabel kebisingan menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -2.639LN(x) + 76.661 \dots\dots\dots(4.20)$$

Nilai Y menunjukkan nilai kebisingan yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 6 dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



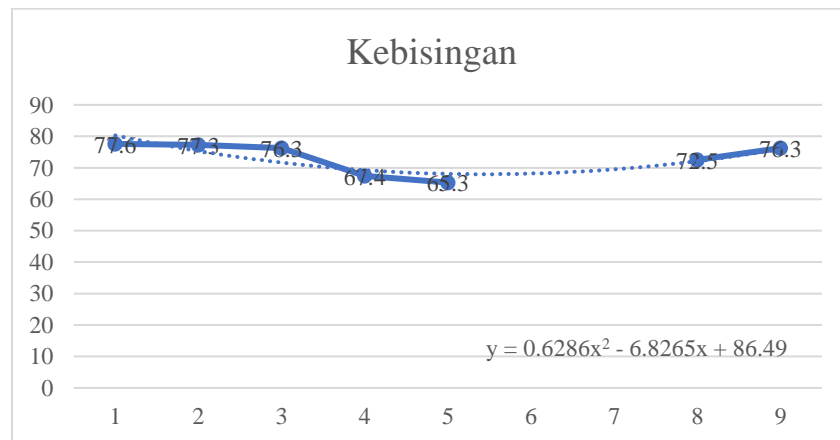
Gambar 4. 8 Grafik logarithmic kebisingan

d. Polynomial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi polynomial pada variabel kebisingan menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 0.6286x^2 - 6.8265x + 86.49 \dots \dots \dots (4.21)$$

Nilai Y menunjukkan nilai kebisingan yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 6 dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



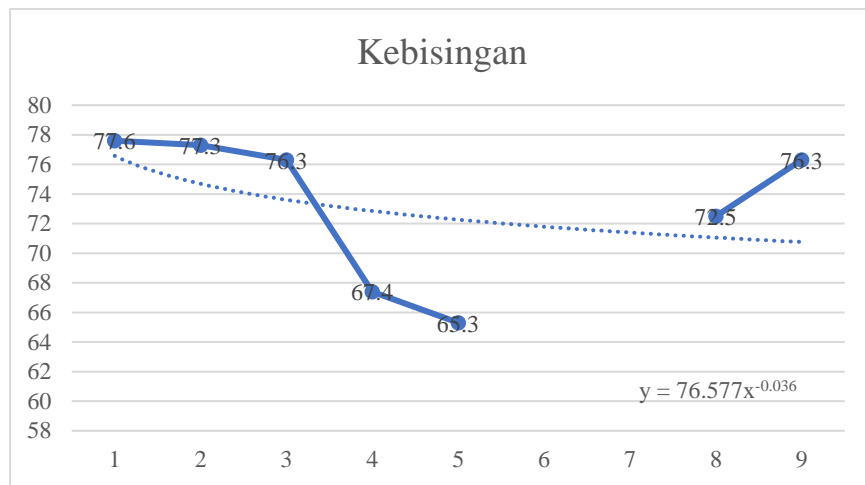
Gambar 4. 9 Grafik polynomial kebisingan

e. Power

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi power pada variabel kebisingan menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 76.577x^{-0.036} \dots\dots\dots(4.22)$$

Nilai Y menunjukkan nilai kebisingan yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 6 dan 7 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 10 Grafik power kebisingan

3. Arah Angin

Dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) pada variabel arah angin dibutuhkan adanya transformasi data. Transformasi data dilakukan untuk mengubah data yang awalnya berbentuk data *string* menjadi suatu data numerical untuk dapat diproses. Proses transformasi dilakukan dengan melihat aturan transformasi sebagai berikut :

Tabel 4. 40 Aturan transformasi arah angin

No.	Arah Angin	Tranformasi
1	Barat	0
2	Barat Laut	45
3	Utara	90
4	Timur laut	135
5	Timur	180
6	Tenggara	225
7	Selatan	270
8	Barat Daya	315

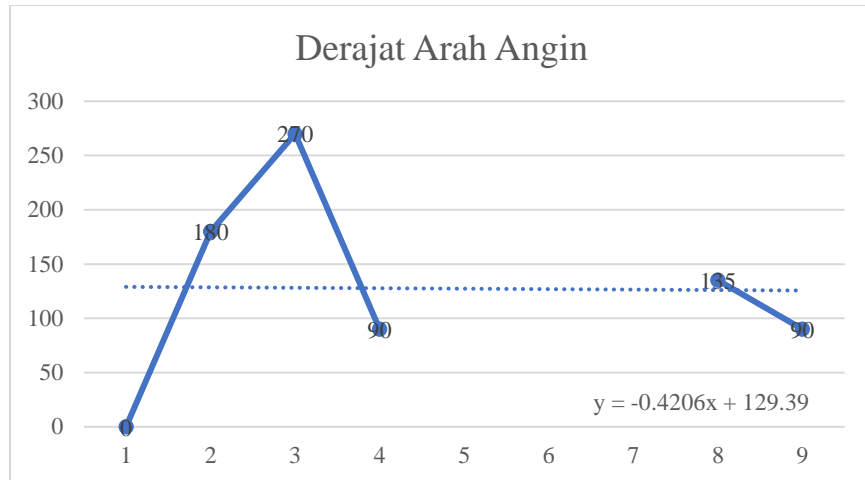
Hasil dari nilai transformasi kemudian diestimasi nilainya menggunakan metode curve fitting. Dalam metode ini, akan terbentuk lima jenis trendline. Berikut merupakan hasil dari pengolahan data menggunakan metode tersebut :

a. Linier

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi linier pada variabel arah angin menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -0.4206x + 129.39 \dots\dots\dots (4.23)$$

Nilai Y menunjukkan nilai arah angin yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5, 6 dan 7 terdapat data yang hilang (missing value) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



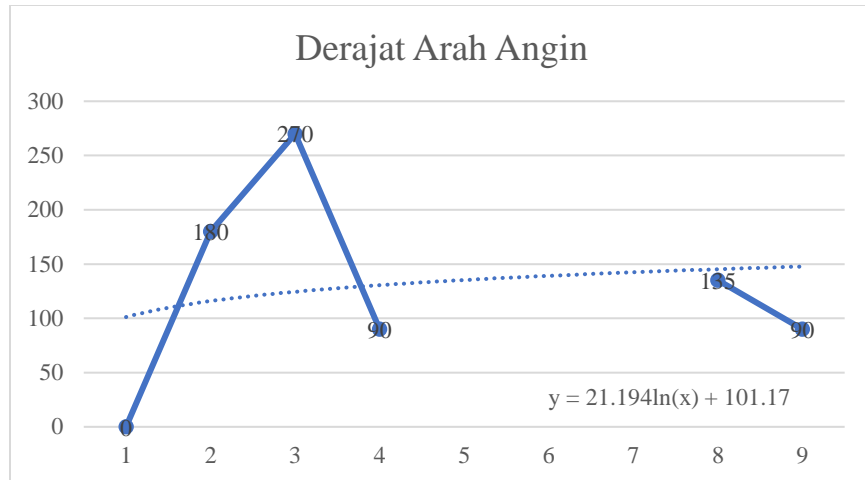
Gambar 4. 11 Grafik linier arah angin

b. Logarithmic

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi logarithmic pada variabel arah angin menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 21.194LN(x) + 101.17 \dots\dots\dots(4.24)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai arah angin yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai *X* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5, 6 dan 7 terdapat data yang hilang (missing value) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



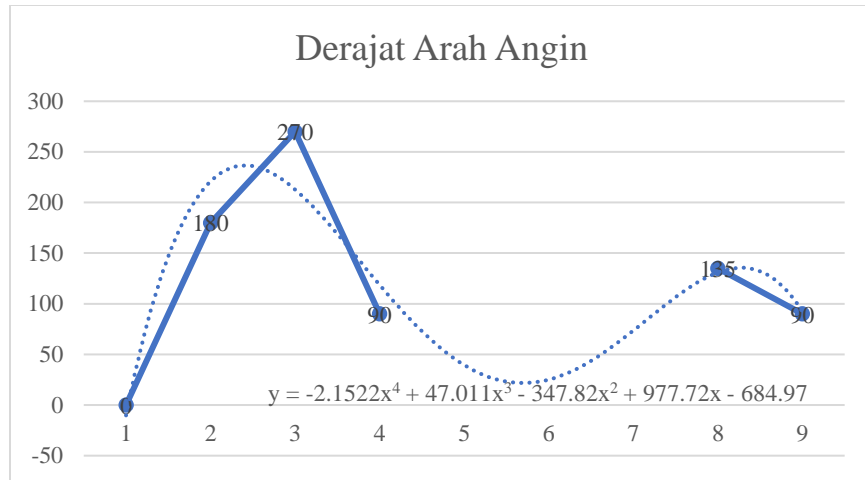
Gambar 4. 12 Grafik logarithmic arah angin

c. Polynomial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi polynomial pada variabel arah angin menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -2.1522x^4 + 47.011x^3 - 347.82x^2 + 977.72x - 684.97 \dots\dots\dots(4.25)$$

Nilai Y menunjukkan nilai arah angin yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 5, 6 dan 7 terdapat data yang hilang (missing value) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 13 Grafik polynomial arah angin

4. NO₂

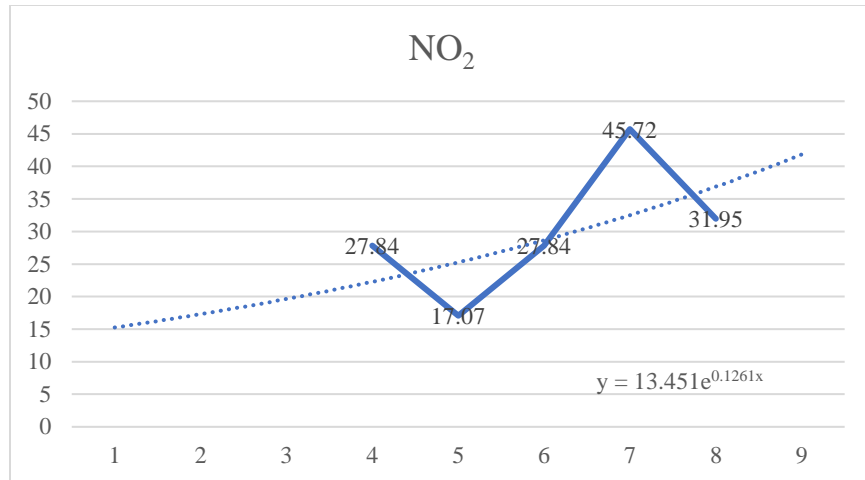
Berdasarkan hasil pengujian regresi menunjukkan bahwa variabel NO₂ tidak memiliki pengaruh dengan beberapa variabel bebas yaitu faktor fisika dalam kualitas udara ambien. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) digunakan metode *curve fitting* . Beberapa titik yang hilang adalah beberapa periode yang ada diawal periode serta akhir periode dalam sekumpulan data. Berikut adalah hasil yang didapatkan dalam mengestimasi nilai yang hilang pada beberapa titik periode yaitu 1,2,3 dan 9 :

a. Eksponensial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi eksponensial pada variabel NO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 13.451e^{0.1261x} \dots\dots\dots(4.26)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai NO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai *x* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2,3, dan 9 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



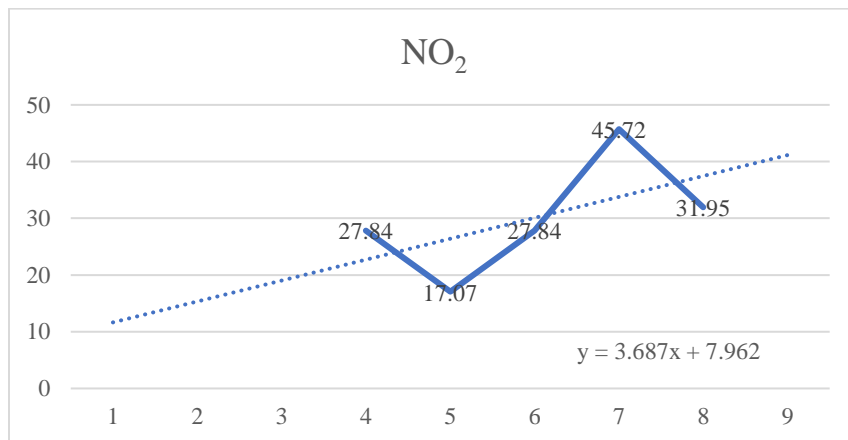
Gambar 4. 14 Grafik Eksponensial NO₂

b. Linier

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi linier pada variabel NO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 3.687x + 7.962 \dots\dots\dots (4.27)$$

Nilai Y menunjukkan nilai NO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2,3, dan 9 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



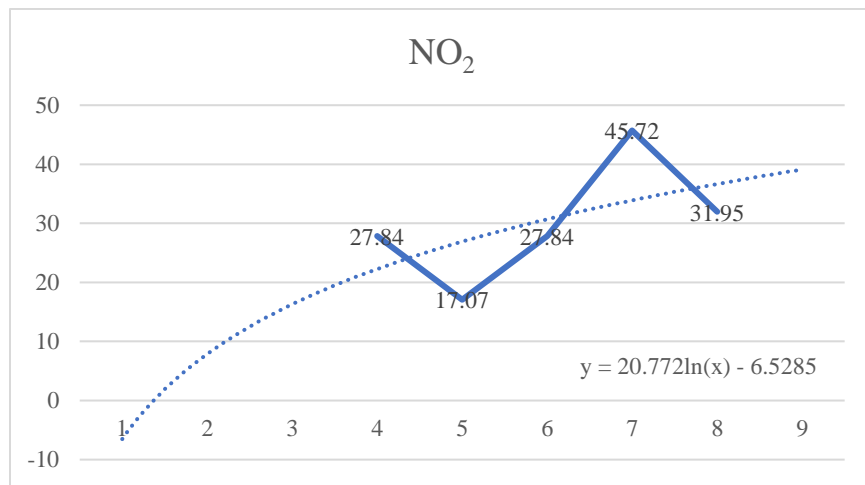
Gambar 4. 15 Grafik linier NO₂

c. Logarithmic

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi logarithmic pada variabel NO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 20.772\text{LN}(x) - 6.5285 \dots\dots\dots(4.28)$$

Nilai Y menunjukkan nilai NO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2,3, dan 9 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 16 Grafik logarithmic NO₂

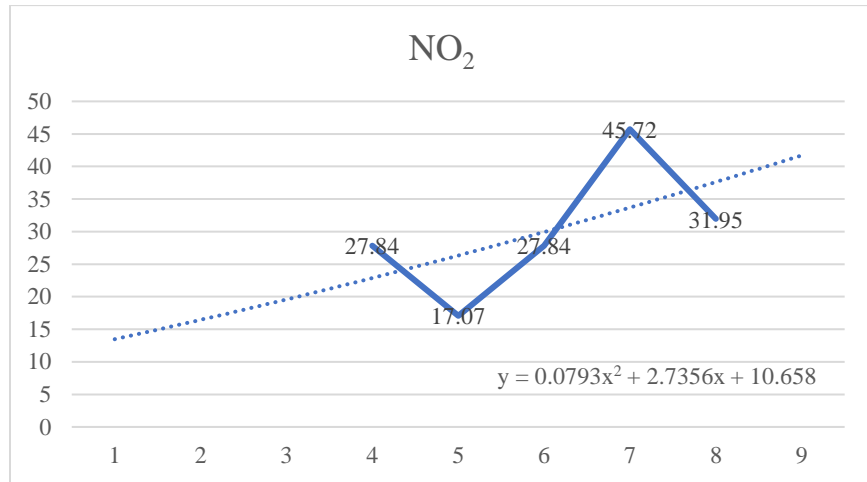
d. Polynomial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi polynomial pada variabel NO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 0.0793x^2 + 2.7356x + 10.658 \dots\dots\dots(4.29)$$

Nilai Y menunjukkan nilai NO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2,3,

dan 9 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



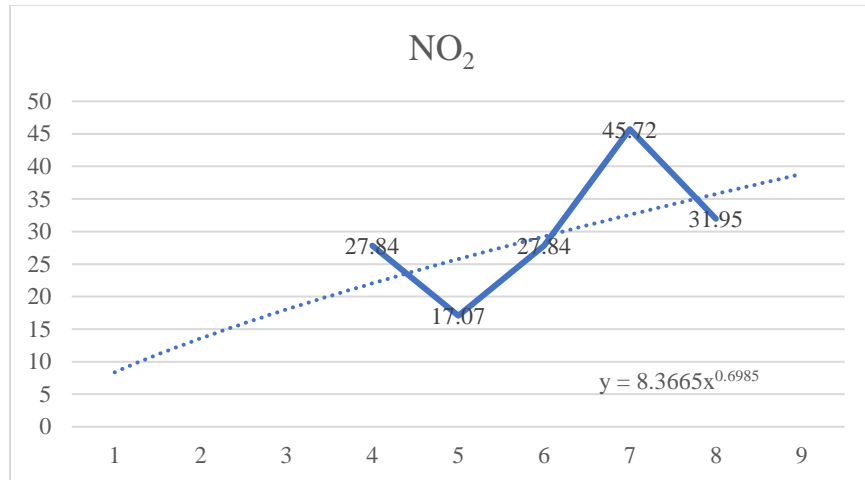
Gambar 4. 17 Grafik polynomial NO2

e. Power

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi power pada variabel NO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 8.3665x^{0.6985} \dots\dots\dots(4.30)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai NO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai *x* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2,3, dan 9 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 18 Grafik power NO₂

5. SO₂

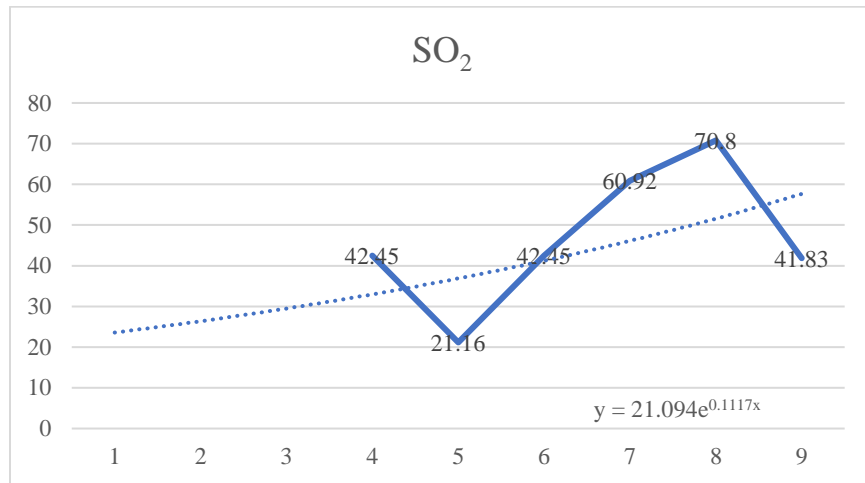
Berdasarkan hasil pengujian regresi menunjukkan bahwa variabel SO₂ tidak memiliki pengaruh dengan beberapa variabel bebas yaitu faktor fisika dalam menentukan kualitas udara ambien. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang (*missing value*) digunakan metode *curve fitting*. Beberapa titik yang hilang adalah beberapa periode yang berada diawal periode dalam sekumpulan data. Berikut adalah hasil yang didapatkan dalam mengestimasi nilai yang hilang pada beberapa titik periode yaitu 1,2, dan 3 :

a. Eksponensial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi eksponensial pada variabel SO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 21.094e^{0.1117x} \dots\dots\dots(4.31)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai SO₂ yang akan diestimasi nilainya, sementara nilai *x* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2 dan 3 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



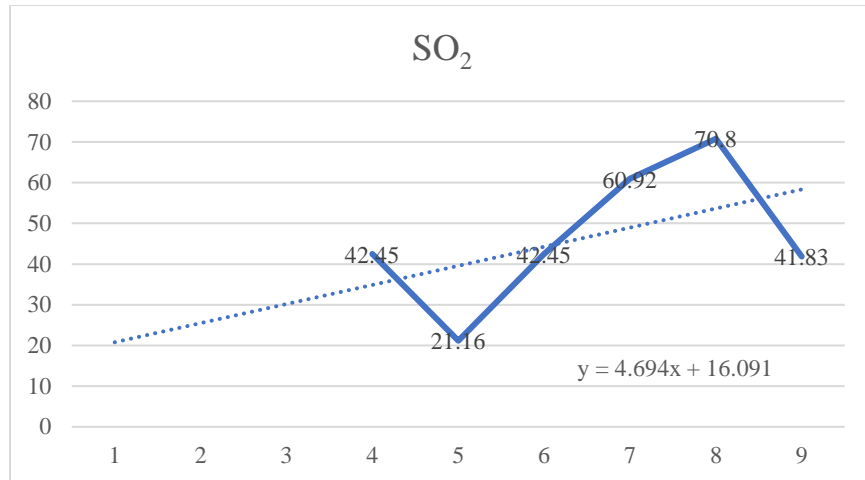
Gambar 4. 19 Grafik eksponensial SO₂

b. Linier

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi linier pada variabel SO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 4.694x + 16.091 \dots\dots\dots(4.32)$$

Nilai Y menunjukkan nilai SO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai x merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2 dan 3 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



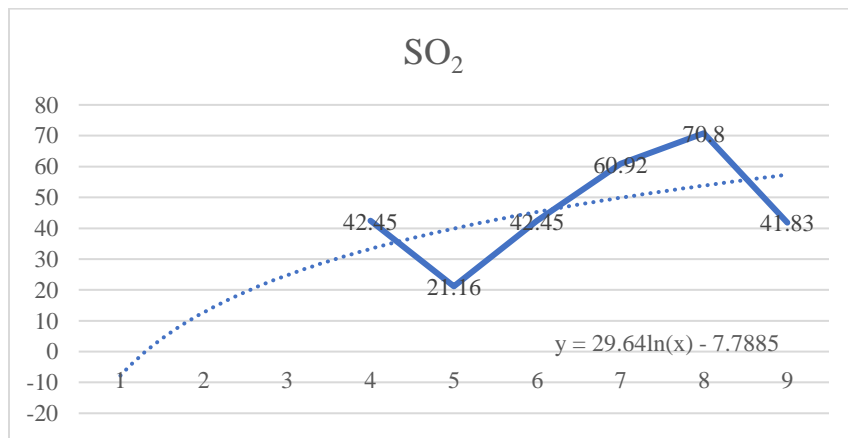
Gambar 4. 20 Grafik linier SO₂

c. Logarithmic

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi logarithmic pada variabel SO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = 29.64LN(x) - 7.7885 \dots\dots\dots(4.33)$$

Nilai Y menunjukkan nilai SO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai X merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2 dan 3 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



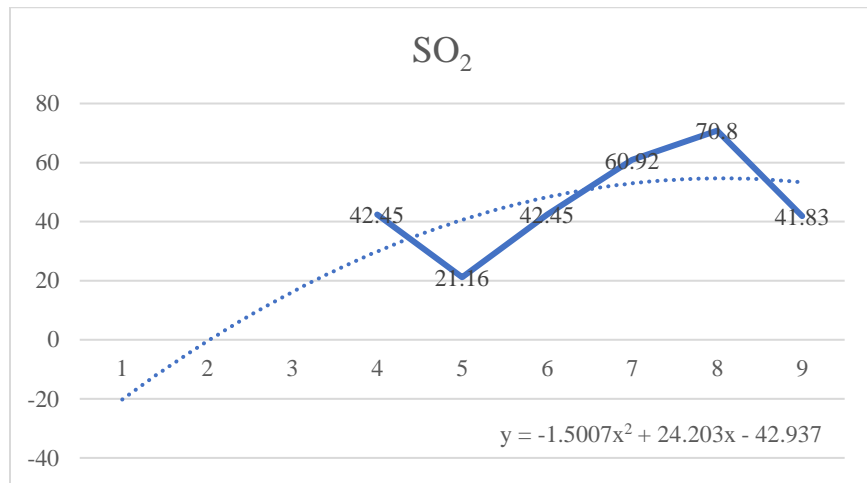
Gambar 4. 21 Grafik logarithmic SO₂

d. Polynomial

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi polynomial pada variabel SO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -1.5007x^2 + 24.203x - 42.937 \dots\dots\dots(4.34)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai SO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai *X* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2 dan 3 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 22 Grafik polynomial SO₂

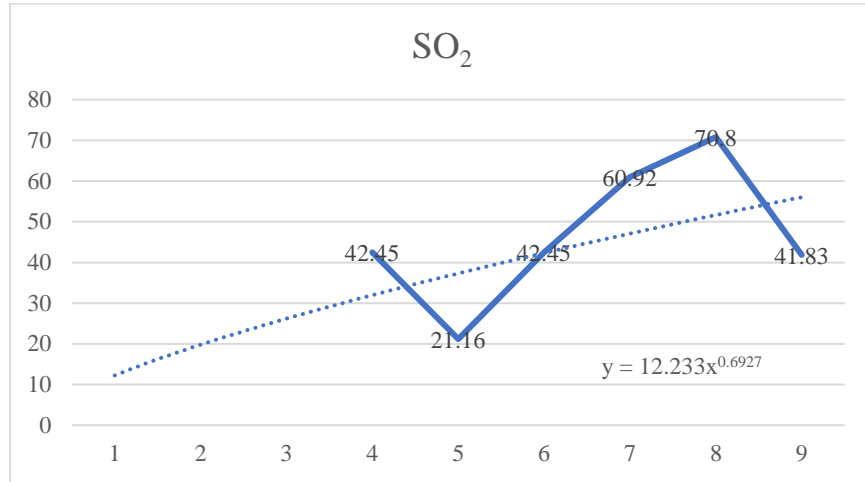
e. Power

Hasil mengestimasi nilai yang hilang dengan melihat distribusi power pada variabel SO₂ menghasilkan suatu persamaan matematis yaitu :

$$Y = -1.5007x^2 + 24.203x - 42.937 \dots\dots\dots(4.35)$$

Nilai *Y* menunjukkan nilai SO₂ yang akan diestimasi nilainya , sementara nilai *x* merupakan periode data. Seperti yang terlihat pada grafik dibawah, menunjukkan bahwa pada periode 1,2 dan

3 terdapat data yang hilang (*missing value*) dan dapat diestimasi dengan persamaan matematis yang telah terbentuk.



Gambar 4. 23 Grafik power SO₂

4.7 Evaluasi Prediksi *Curve Fitting*

Berdasarkan hasil prediksi yang telah didapatkan untuk masing – masing variabel. Untuk mengetahui hasil terpilih diantara beberapa distribusi yang terbentuk dilakukan dengan menentukan total *error* yang didapatkan. Tingkat error dilihat dari hasil perhitungan menggunakan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Berikut hasil yang didapatkan untuk masing masing variabel :

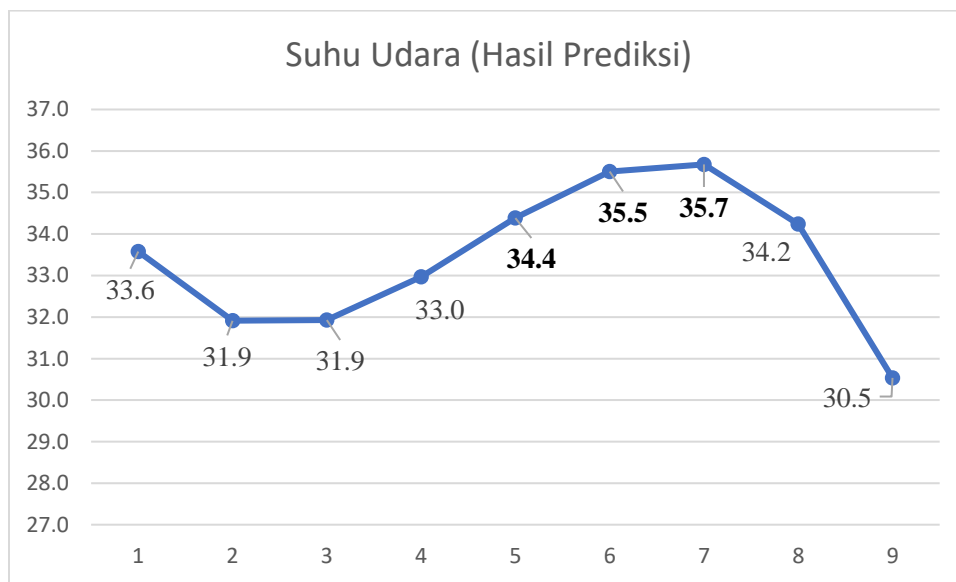
1. Suhu Udara

Dalam mengestimasi nilai suhu udara yang hilang dibeberapa titik, terbentuk lima *trendline* dalam *curve fitting*. Berdasarkan hasil estimasi, berikut nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) yang didapatkan untuk masing-masing *trendline* :

Tabel 4. 41 Nilai MAPE variabel suhu udara

No	Trendline	MAPE
1	Eksponensial	1.88%
2	Linier	1.89%
3	Logarithmic	1.96%
4	Polynomial	0.61%
5	Power	1.85%

Berdasarkan hasil perhitungan nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) didapatkan bahwa nilai terkecil ditunjukkan oleh polynomial trendline sebesar 0.61%. Nilai ini relatif kecil jika dibandingkan dengan beberapa *trendline* yang lain yang nilainya hampir dua kali lipat dari nilai MAPE pada polynomial trendline. Selain itu, jika melihat hasil plotting data pada grafik sebelumnya, pada polynomial *trendline* terlihat bahwa nilai yang diestimasi menyesuaikan pola yang diketahui. Untuk itu, polynomial trendline terpilih untuk mengestimasi nilai pada variabel suhu udara. Hasil nilai yang diestimasi adalah sebagai berikut :



Gambar 4. 24 Hasil Prediksi Suhu Udara

Nilai yang diestimasi menggunakan *polynomial trendline* adalah nilai yang tertera pada periode 5, 6, dan juga 7.

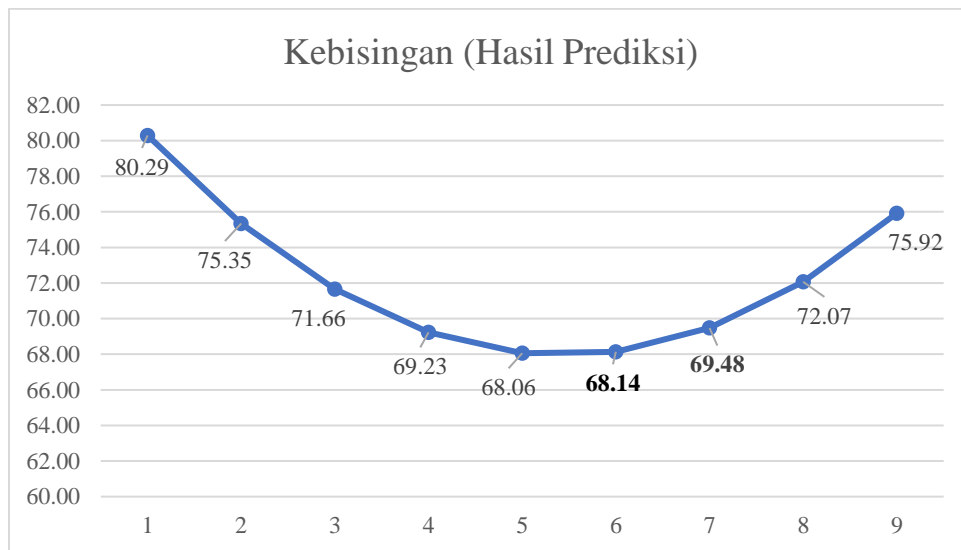
2. Kebisingan

Nilai kebisingan diestimasi menggunakan metode *curve fitting* yang membentuk lima jenis *trendline* yang berbeda. Berdasarkan hasil estimasi yang didapatkan, berikut adalah nilai MAPE yang terbentuk untuk masing – masing *trendline* :

Tabel 4. 38 Nilai MAPE variabel kebisingan

No	Trendline	MAPE
1	Eksponensial	2.7%
2	Linier	3.08%
3	Logarithmic	2.44%
4	Polynomial	1.41%
5	Power	2.47%

Berdasarkan hasil nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) yang didapatkan menunjukkan bahwa nilai terkecil ditunjukkan oleh *polynomial trendline* yakni sebesar 1.41%. Hal ini juga didukung dengan hasil pola yang diestimasi mampu menyesuaikan dengan pola yang seharusnya terbentuk. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang pada variabel kebisingan, *polynomial trendline* terpilih menjadi estimator nilai kebisingan tersebut. Berikut hasil dari nilai estimasi yang dihasilkan ;



Gambar 4. 25 Hasil Prediksi Kebisingan

Nilai yang diestimasi menggunakan *polynomial trendline* adalah nilai kebisingan yang tertera pada periode 6 dan 7.

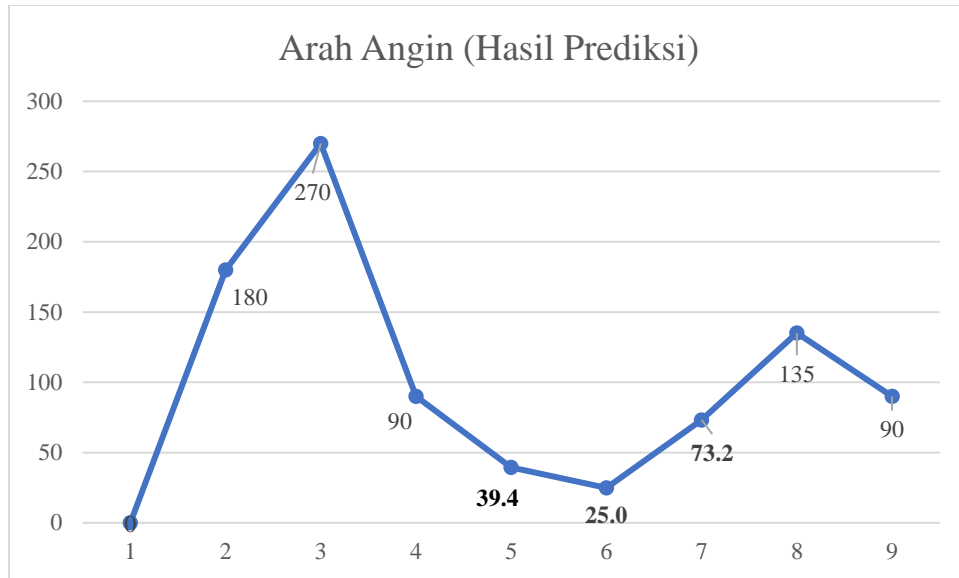
3. Arah Angin

Nilai arah angin yang telah ditransformasi diestimasi menggunakan metode curve fitting yang membentuk tiga jenis *trendline* yang berbeda. Berdasarkan hasil estimasi yang didapatkan, berikut adalah nilai MAPE yang terbentuk untuk masing – masing *trendline* :

Tabel 4. 39 Nilai MAPE variabel arah angin

No	<i>Trendline</i>	MAPE
1	Linier	29.97%
2	Logarithmic	31.07%
3	Polynomial	10.58%

Berdasarkan hasil nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) yang didapatkan menunjukkan bahwa nilai terkecil ditunjukkan oleh *polynomial trendline* yakni sebesar 10.58%. Hasil nilai MAPE cukup besar jika dibandingkan dengan variabel – variabel lain. Hal ini dikarenakan variabilitas data pada variabel arah angin tinggi, terlihat dari hasil grafik yang terbentuk. Namun, hasil pola yang diestimasi mampu menyesuaikan dengan pola yang seharusnya terbentuk. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang pada variabel arah angin, *polynomial trendline* terpilih menjadi estimator nilai arah angin tersebut. Berikut hasil dari nilai estimasi yang dihasilkan ;



Gambar 4. 26 Hasil Prediksi Arah Angin

Nilai yang diestimasi menggunakan polynomial trendline adalah nilai arah angin yang tertera pada periode 5, 6, dan 7. Namun, karena pada awalnya nilai arah angin berbentuk data string, maka perlu adanya transformasi data lagi untuk mengubah bentuk data. Berikut hasil dari prediksi setelah proses transformasi data :

Tabel 4. 40 Aturan transformasi hasil prediksi arah angin

No	Transformasi	Arah Angin
1	22.6 - 67.5	Barat Laut
2	67.6 - 112.5	Utara
3	112.6 - 157.5	Timur Laut
4	157.6 - 202.5	Timur
5	202.6 - 247.5	Tenggara
6	247.6 - 292.5	Selatan
7	292.6 - 337.5	Barat Daya
8	> 337.6 atau < 22.5	Barat

Berdasarkan hasil aturan transformasi tersebut, maka berikut adalah hasil nilai prediksi setelah melalui proses transformasi :

Tabel 4. 41 Hasil prediksi arah angin transformasi

Periode	Arah Angin (Hasil Prediksi)	Arah Angin
1	0	Barat
2	180	Timut
3	270	Selatan
4	90	Utara
5	39.4	Barat Laut
6	25.0	Barat Laut
7	73.2	Utara
8	135	Timur Laut
9	90	Utara

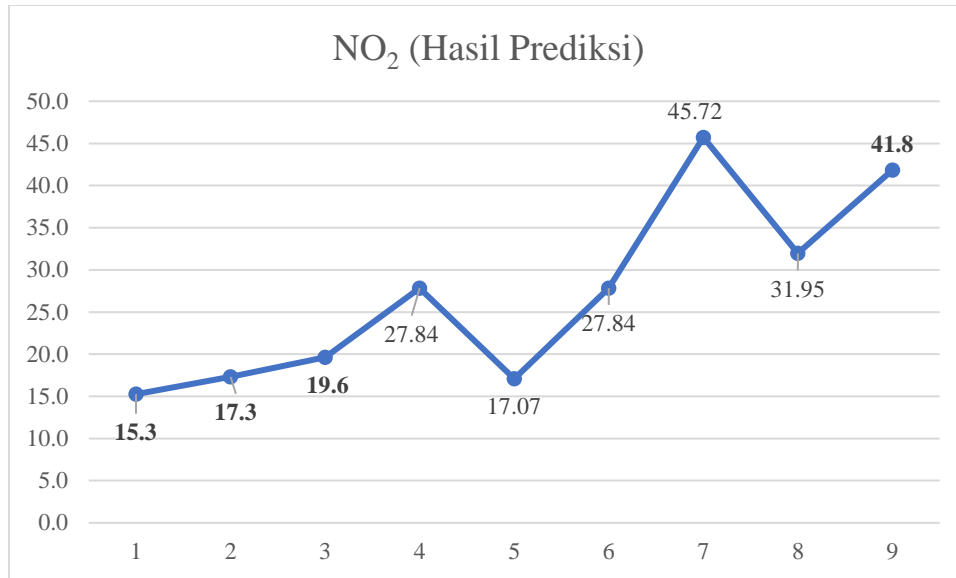
4. NO₂

Nilai NO₂ diestimasi menggunakan metode *curve fitting* yang membentuk lima jenis *trendline* yang berbeda. Berdasarkan hasil estimasi yang didapatkan, berikut adalah nilai MAPE yang terbentuk untuk masing – masing *trendline* :

Tabel 4. 42 Nilai MAPE variabel NO₂

No	<i>Trendline</i>	MAPE
1	Eksponensial	4.35%
2	Linier	4.54%
3	Logarithmic	4.63%
4	Polynomial	4.52%
5	Power	4.37%

Berdasarkan hasil nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) yang didapatkan menunjukkan bahwa nilai terkecil ditunjukkan oleh *eksponensial trendline* yakni sebesar 4.35% . Hal ini juga didukung dengan hasil pola yang diestimasi mampu menyesuaikan dengan pola yang seharusnya terbentuk. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang pada variabel NO₂, *eksponensial trendline* terpilih menjadi estimator nilai NO₂ tersebut. Berikut hasil dari nilai estimasi yang dihasilkan ;



Gambar 4. 27 Hasil Prediksi NO₂

Nilai yang diestimasi menggunakan eksponensial *trendline* adalah nilai NO₂ yang tertera pada periode 1, 2, 3 dan 9.

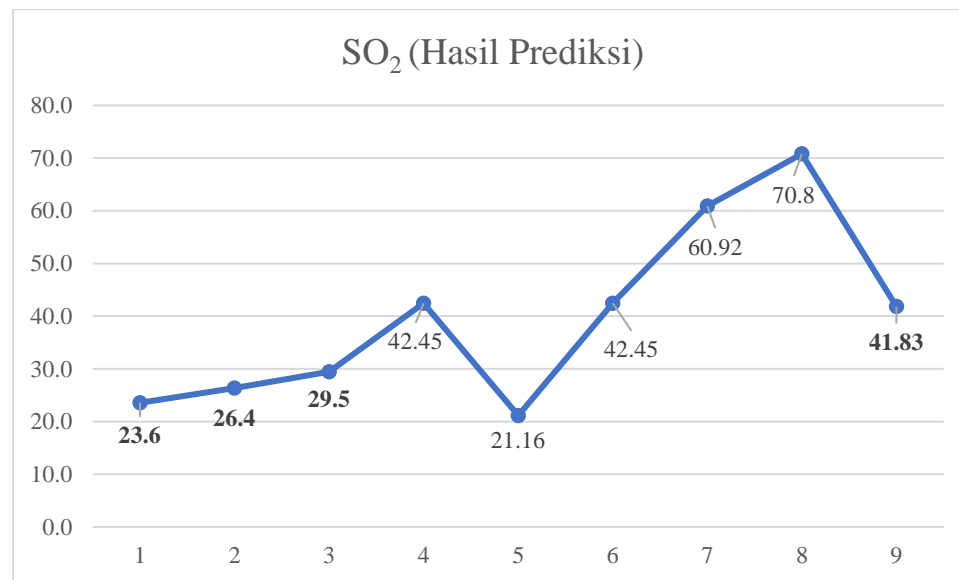
5. SO₂

Nilai SO₂ diestimasi menggunakan metode *curve fitting* yang membentuk lima jenis *trendline* yang berbeda. Berdasarkan hasil estimasi yang didapatkan, berikut adalah nilai MAPE yang terbentuk untuk masing – masing *trendline* :

Tabel 4. 43 Nilai MAPE variabel SO₂

No	<i>Trendline</i>	MAPE
1	Ekspensial	4.55%
2	Linier	4.38%
3	Logarithmic	4.43%
4	Polynomial	2.49%
5	Power	4.41%

Berdasarkan hasil nilai MAPE (*mean absolute percentage error*) yang didapatkan menunjukkan bahwa nilai terkecil ditunjukkan oleh polynomial trendline yakni sebesar 6.97. Hal ini juga didukung dengan hasil pola yang diestimasi mampu menyesuaikan dengan pola yang seharusnya terbentuk. Untuk itu, dalam mengestimasi nilai yang hilang pada variabel SO₂, polynomial trendline terpilih menjadi estimator nilai SO₂ tersebut. Berikut hasil dari nilai estimasi yang dihasilkan ;



Gambar 4. 28 Hasil Prediksi SO₂

Nilai yang diestimasi menggunakan polynomial *trendline* adalah nilai SO₂ yang tertera pada periode 1, 2, 3, dan 9.