

## PREDIKSI HARGA MATERIAL KONSTRUKSI DI INDONESIA DENGAN MENGGUNAKAN LEAST SQUARES SUPPORT VECTOR MACHINE

Emanuel, Timothy<sup>1</sup> dan Prayogo, Doddy<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Mahasiswa Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

<sup>2</sup> Dosen Program Studi Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

<sup>1</sup>timothymanuel7@gmail.com, <sup>2</sup>prayogo@petra.ac.id

**ABSTRAK:** Prediksi harga material konstruksi menjadi salah satu metode untuk membantu perkembangan dunia konstruksi di Indonesia. Sebanyak 85% dari total biaya konstruksi merupakan biaya material, sedangkan sisanya untuk alat dan tenaga kerja. Material konstruksi sering kali berkaitan dengan harga makroekonomi maupun harga komoditas baik secara nasional maupun internasional. Prediksi dilakukan menggunakan *least squares support vector machine* (LS-SVM) dengan variabel *input* berupa data makroekonomi dan komoditas, serta variabel *output* berupa data Indeks Harga Perdagangan Besar di Indonesia. Hasil penerapan LS-SVM kedalam prediksi harga material menunjukkan hasil dengan nilai *error* yang rendah. Prediksi material semen menunjukkan nilai *mean absolute percentage error* sebesar 0.624% hingga 0.962%, sedangkan untuk material logam besi baja sebesar 0.676% hingga 0.853%. Korelasi dari material semen dan besi beton juga menunjukkan hasil yang baik yaitu 0.981 hingga 0.996 untuk kedua variabel tersebut. Secara keseluruhan, metode LS-SVM diusulkan dalam penelitian ini karena menghasilkan hasil prediksi yang baik dan akurat.

Kata kunci: prediksi harga material konstruksi, makroekonomi, harga komoditas, *least squares support vector machine*

**ABSTRACT:** Prediction of material construction prices is a method that helps construction improvement in Indonesia. About 85% of construction project cost allocated for material and the rest goes to equipment and human resources. From time to time, construction material prices refer to national and international macroeconomics and commodity prices. Predictions by least squares support vector machine (LS-SVM) are using macroeconomic data and commodity prices as input variable, while the output variable is The Wholesale Price Index or known as IHPB in Indonesia. Prediction that has been made by using LS-SVM shows that it has low error percentage. Mean absolute percentage error for cement price is between 0.624% to 0.962%, whilst steel price is between 0.676% to 0.853%. The correlation of cement and steel price shows good result in between 0.981 to 0.996. Comprehensively, LS-SVM method suggested as one of the best methods with low error and high correlation.

Keywords: prediction of material construction prices, macroeconomics, commodity prices, least squares support vector machine

## 1. PENDAHULUAN

Material konstruksi memiliki peranan terbesar dalam menentukan biaya dalam proyek. Hingga lebih dari 85% biaya dalam proyek konstruksi dipengaruhi oleh nilai material atau bahan, 14% oleh upah kerja, dan 1% sisanya merupakan nilai alat kerja (Halim, Maximilian, Proboyo, dan Santoso, 2015). Tak jarang proyek mengalami kerugian karena harga material yang meningkat cukup banyak dibandingkan harga awal yang ditetapkan dalam kontrak (Iribaram dan Huda, 2018). Material konstruksi yang menjadi komponen utama memiliki keterkaitan yang cukup besar dengan harga komoditas global. Selain komoditas, tingkat fluktuasi ini juga bisa dipengaruhi oleh makroekonomi seperti suku bunga, nilai tukar mata uang, serta inflasi yang menyebabkan harga barang bertambah mahal (Akram, 2009).

Mencari solusi untuk mengurangi kerugian dalam proyek konstruksi karena kenaikan harga perlu dilakukan. Salah satunya dengan cara melakukan prediksi harga material konstruksi kedepannya. Kaitannya dengan prediksi harga material, sering kali peneliti mendapat kesulitan karena pengaruh ketidakstabilan ekonomi dunia (Shiha, Dorra, dan Nassar, 2020). Terdapat banyak faktor yang perlu diperhatikan dalam melakukan prediksi harga material, salah satunya makro ekonomi dunia. Tidak hanya itu, pandemi Covid-19 yang melanda dunia juga mempengaruhi harga-harga komoditas dan perekonomian dunia. Kuartal 1 tahun 2020 menunjukkan pertumbuhan ekonomi Indonesia hanya 2.97% dari tahun sebelumnya yang mencapai 5.02%. Penurunan ini erat kaitannya dengan pandemi Covid-19 yang melanda dunia khususnya di Indonesia (Fahrika dan Roy, 2020).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan metode seperti *artificial neural network* (ANN), *regression analysis*, dan *trend analysis*. Dalam penelitian digunakan metode *least squares support vector machine* (LS-SVM) yang diperkenalkan pertama kali pada tahun 1999 oleh Suykens dan Vandewalle (Suykens dan Vandewalle, 1999). Dengan metode ini diharapkan dapat memberikan solusi serta menguji dan mengevaluasinya untuk dikembangkan menjadi metode penelitian yang akurat. Penelitian ini juga kiranya bermanfaat untuk membantu pihak *owner* maupun kontraktor dalam menganalisa harga yang fluktuatif. Prediksi harga material tentu diharapkan dapat membantu proses pembelian material terutama semen dan baja yang fluktuatif untuk mengurangi kerugian atau pembengkakan biaya.

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian-penelitian sebelumnya mengenai prediksi harga material konstruksi pernah dilakukan. Penelitian terdahulu memiliki beberapa macam algoritma dengan tingkat *error* yang berbeda-beda. Variabel penelitian yang digunakan juga berbeda-beda tergantung daerah atau negara tempat penelitian dilakukan. Adapun Tabel 1 menunjukkan rangkuman dari penelitian terdahulu dengan tingkat *error* pada masing-masing penelitian.

Tabel 1. Rangkuman penelitian terdahulu

No	Judul Paper	Metode	Tingkat error
1	Shiha, Dorra, dan Nassar (2020)	<i>Artificial Neural Network (ANN), Neural Tools Software, dan Python Programming</i>	Baja : 0.9 - 5.2% Semen : 6.5 - 24.6%
2	Elfahham (2019)	<i>Neural Network dan Autoregressive Time Series</i>	3.5 - 17.5%
3	Pandi dan Nampoothiri (2018)	<i>Linear Regression, Trend Analysis, dan Artificial Neural Network</i>	3.27 - 9.67%
4	Marzouk dan Amin (2013)	<i>Fuzzy Logic dan Neural Network</i>	ANN : 0.42 - 4.66% Regression : 1.8 - 79.69%
5	Mir, et all (2021)	<i>Artificial Neural Network based interval forecasting method, dengan mencari nilai lower upper bound (optimal LUBE) untuk training dari ANN</i>	37.09%

## 2.2. Material Konstruksi

Material konstruksi menjadi komponen utama dalam penentuan biaya suatu proyek. Persentase biaya pemakaian material konstruksi mencapai 85% dari keseluruhan biaya proyek. Persentase besar ini dipengaruhi karena volume material konstruksi yang terlampau besar dibandingkan komponen lainnya. Tidak jarang kerugian proyek disebabkan karena kenaikan suatu harga material konstruksi. Kelangkaan material dipasaran dan gejolak ekonomi sehingga naiknya harga material menyebabkan kerugian biaya proyek (Ayu, 2017). Adapun material konstruksi yang umum digunakan adalah semen dan baja.

### 2.2.1. Semen

Semen menjadi material penunjang yang utama dalam dunia konstruksi. Dimulai dari bangunan sederhana hingga bangunan tinggi, semuanya menggunakan semen sebagai bahan utama pembentukan beton. Semen atau yang bisa juga disebut semen Portland merupakan campuran antara bahan kimia seperti kalsium (Ca), silika (Si), alumunium (Al), dan besi (Fe) dengan komposisi yang diatur secara ketat dan dicampur material lain seperti gypsum untuk mengatur waktu pengikatan atau *setting time*. Semen dalam dunia konstruksi tidak selalu dalam bentuk bubuk melainkan ada yang berbentuk beton siap pakai atau *readymix*. Namun selama tahun 2020 hingga 2021, produksi dan permintaan semen menurun karena adanya pandemi Covid-19.

### 2.2.2. Baja

Baja menjadi komponen yang tidak kalah penting dalam pekerjaan konstruksi. Di lapangan, pekerjaan baja juga bisa termasuk ke dalam pekerjaan beton dimana baja ini berupa besi beton. Selain itu, baja sendiri juga digunakan untuk pekerjaan struktur baja dimana komponen baja seperti WF, CNP, UNP, siku, dll. Dalam penerapannya, banyak bangunan bisa menggunakan struktur baja seperti gudang atau pabrik industri, ruko, hingga restoran. Oleh

karena itu, pengaruh akan harga dari material baja akan sangat berpengaruh terhadap biaya proyek struktur baja. Namun selama tahun 2020 sama halnya seperti semen, permintaan baja di Indonesia juga menurun karena pandemi Covid-19.

### 2.3. Faktor yang Mempengaruhi Kenaikan Harga Komoditas

Harga komoditas dalam dunia konstruksi seperti semen dan baja sering mengalami fluktuatif. Lonjakan harga bisa menyebabkan suatu proyek mengalami kerugian karena berbeda dengan harga kontrak. Kenaikan-kenaikan ini tidak lepas dari kondisi nasional maupun global. Harga komoditas yang terus fluktuatif ini menjadi suatu hal yang perlu diperhatikan guna meminimalisir kerugian suatu proyek. Ada beberapa faktor yang dapat mempengaruhi harga suatu komoditas. Beberapa buku dan jurnal menuliskan ada berbagai faktor yang mempengaruhi tingkat fluktuasi harga komoditas dunia tak terkecuali semen dan baja. Faktor-faktor yang mempengaruhi harga komoditas antara lain (Schmieg, 1993):

1. Faktor jangka panjang
2. Faktor *supply demand*
3. Faktor jangka menengah dan pendek
4. Struktur pasar
5. Pasar dunia
6. Spekulasi oleh pembeli

### 2.4. Makroekonomi

Makroekonomi sendiri dapat diartikan sebagai suatu studi pada struktur dan performa dari ekonomi suatu negara, serta segala bentuk wewenang yang diberikan pemerintah untuk mempengaruhi performa ekonomi suatu negara (Abel dan Bernanke, 2001). Selain itu kebijakan makroekonomi juga bisa diartikan sebagai sebuah bentuk kebijakan keuangan, perpajakan, maupun nilai tukar mata uang, yang membantu menentukan nilai inflasi, deficit anggaran, dan juga neraca keuangan negara (Fischer, 1991). Makroekonomi berfokus pada hasil dari beberapa tingkatan, dan berfokus pada pekerja, hasil, dan juga inflasi dalam konteks internasional (Mitchell, Wray, dan Watts, 2019). Beberapa indikator makroekonomi yang sering digunakan antara lain:

1. Pertumbuhan produk domestik bruto (PDB)
2. Tingkat pengangguran
3. Gaji dan produktivitas pekerja
4. Neraca keuangan bank sentral suatu negara
5. Inflasi
6. Suku bunga
7. Indeks Harga Produsen (IHP)
8. Jumlah pekerja di Indonesia
9. Nilai tukar mata uang

### 2.5. Time-Series

*Time series* juga bisa diartikan suatu set observasi yang pengamatannya dilakukan secara kronologis (Parzen, 1961) atau pada interval tertentu. *Time series analysis* jika dibuat dalam sebuah set obeservasi berbentuk  $\{X(t), t \in T\}$ , dimana variabel  $T$  merupakan kumpulan titik waktu pengukuran, dan  $X(t)$  merupakan observasi yang dibuat pada jangka waktu  $t$ . Pada penelitian dilapangan, parameter  $T$  ditunjukkan dengan Persamaan 1, keberlanjutan

parameter  $T$  ditunjukkan pada Persamaan 2, gabungan keduanya (parameter berbeda, dan berlanjut) dimana bentuk *time series* tersebut adalah  $\{(X_1(t), \dots, X_k(t)), t \in T'\}$  dengan  $T$  ditunjukkan pada Persamaan 3, serta *space-time* yang merupakan gabungan koordinat tiga lokasi dan koordinat waktu dengan bentuk *time series* tersebut adalah  $X(x, y, z, t)$ .

$$T = \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

$$T = \{t: 0 \leq t \leq L\} \quad (2)$$

$$T = \{(j, t): j = 1, \dots, k \text{ dan } t \in T'\} \quad (3)$$

Dalam *time series analysis*, model yang sering diadopsi dinyatakan pada Persamaan 4, fungsi kovarian dinyatakan dalam Persamaan 5, fungsi nilai rata-rata tertera pada Persamaan 6 hingga Persamaan 9. Persamaan 6 menunjukkan rata-rata yang sering diasumsikan dalam kelas M dari suatu fungsi, Persamaan 7 menunjukkan kelas M menjadi kombinasi linear dalam suatu fungsi  $q$ , Persamaan 8 merepresentasikan *systematic oscillation*, dan Persamaan 9 merepresentasikan *polynomial trend*.

$$X(t) = m(t) + Y(t) \quad (4)$$

$$K(s, t) = E[Y(s)Y(t)] \quad (5)$$

$$m(t) = E[X(t)] \quad (6)$$

$$m(t) = \beta_1 \omega_1(t) + \dots + \beta_q \omega_q(t) \quad (7)$$

$$m(t) = \sum_{j=1}^q A_j \cos(\omega_j t + \varphi_j) \quad (8)$$

$$m(t) = \sum_{j=0}^{q-1} \beta_j t^j \quad (9)$$

## 2.6. Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM)

LS-SVM merupakan perkembangan dari metode prediksi yaitu *support vector machine* (SVM). LS-SVM sendiri pertama kali diperkenalkan oleh Suykens dan Vandewalle pada tahun 1999 (Suykens dan Vandewalle, 1999). LS-SVM menggunakan sebuah fungsi yaitu *least squares loss* dimana memungkinkan fungsi ini melakukan prediksi sekaligus mengurangi biaya komputasi. Dalam LS-SVM dipilih *radial basis function* (RBF) kernel dimana dapat memberikan hasil yang lebih baik dan akurat dibandingkan dengan fungsi-fungsi lainnya (Suykens, Lukas, dan Vandewalle, 2002). Persamaan 10 merupakan bentuk pemodelan hubungan antara variabel independen dengan variabel respon, dan Persamaan 11 menunjukkan analisa regresi.

$$y(x) = A = \omega^T \phi(x) + b, \text{ ) dimana } x \in \mathbb{R}, y \in \mathbb{R} \quad (10)$$

$$J_p(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (11)$$

Pada permasalahan optimasi dan prediksi sebelumnya, jumlah dari *squared fitting error* dibuat sebagai fungsi biaya yang sama dengan prosedur standar dari *neural network* dan berhubungan erat dengan regresi *ridge*. Persamaan 12 menunjukkan menggunakan *Lagrange* dimana variabel  $\alpha_k$  merupakan perkalian *Lagrange*. Persamaan 13 merupakan persamaan untuk variabel  $y_k$ . Selain itu, persamaan optimasi dituliskan pada persamaan 14.

$$L(\omega, b, e, a) = J_p(\omega, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{\omega^T \phi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (12)$$

$$y_k = \omega^T \phi(x_k) + b + e_k, k = 1, \dots, N \quad (13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi(x_k),$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0, \quad (14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, k = 1, \dots, N,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow \omega^T \phi(x_k) + b + e_k = 0, k = 1, \dots, N$$

Setelah dilakukan eliminasi antara variabel  $e$  dan  $\omega$ , maka selanjutnya akan diperoleh sistem linear seperti persamaan 15.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_v^T \\ 1_v & \Omega + \begin{pmatrix} I \\ \gamma \end{pmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (15)$$

Dimana nilai  $y = y_1, \dots, y_N, 1_v = [1; \dots; 1]$ , dan  $\alpha = [\alpha_1; \dots; \alpha_N]$ , dan untuk persamaan kernel sendiri terlihat pada persamaan 16.

$$\Omega = \phi(x_k)^T \phi(x_1) = K(x_k, x_1) \quad (16)$$

Untuk pemodelan dari LS-SVM sendiri dituliskan dalam persamaan 17 dimana variabel  $\alpha_k$  dan  $b$  merupakan solusi pada sistem persamaan linear. Untuk fungsi RBF kernel yang sering digunakan dalam LS-SVM, memiliki persamaan seperti pada persamaan 18 dimana  $\sigma$  merupakan parameter fungsi kernel.

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x_k, x_1) + b \quad (17)$$

$$K(x_k, x_1) = \exp\left(-\frac{\|x_k - x_1\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (18)$$

Dengan adanya penambahan parameter  $\gamma$ , hukuman untuk hasil data yang menjauh dari fungsi regresi dapat lebih terkontrol. Untuk parameter  $\sigma$ , hukuman atau *penalty* akan berdampak langsung dari kelancaran fungsi regresi.

## 2.7. Evaluasi Model Prediksi

Dalam melakukan prediksi perlu dilihat tingkat keakuratannya. Seringkali hasil prediksi mengalami *error* pada hasil prediksi. Empat indikator yang digunakan untuk melihat *error* antara lain nilai korelasi (R), *mean absolute error* (MAE), *root mean square error* (RMSE), dan *mean absolute percentage error* (MAPE) yang dimodelkan secara berturut-turut pada Persamaan 19 hingga 22.

$$R = \frac{n \sum y \times y' - (\sum y)(\sum y')}{\sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2} \sqrt{n(\sum y'^2) - (\sum y')^2}} \quad (19)$$

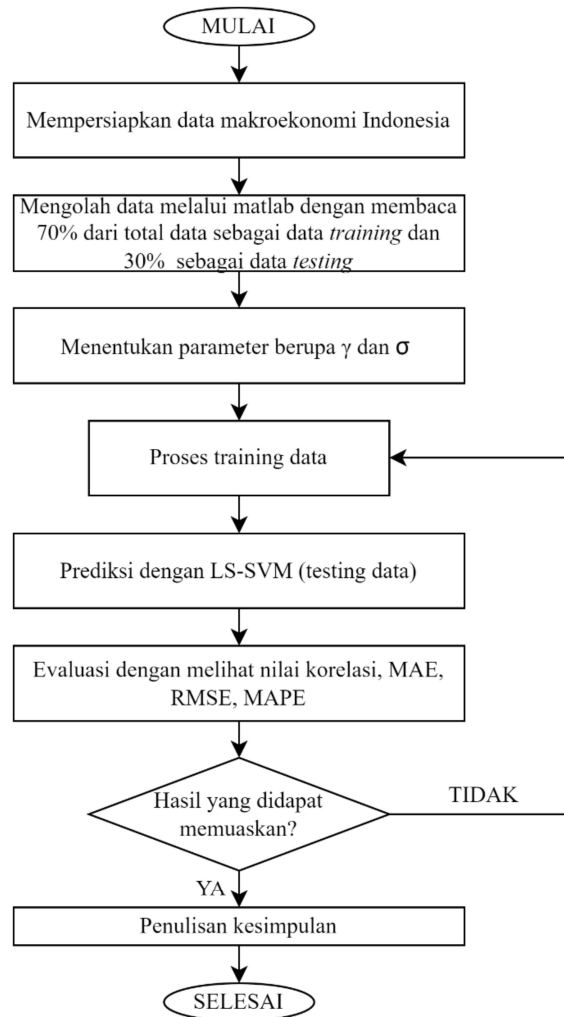
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - y'| \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y - y')^2} \quad (21)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y - y'}{y} \right| \quad (22)$$

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Proses Penelitian



Gambar 1. Diagram alir penelitian

Proses penelitian dapat dijelaskan melalui Gambar 1. Pada awal penelitian, peneliti akan menentukan metode apa yang akan digunakan dalam melakukan prediksi harga material konstruksi. Dalam penelitian ini digunakan *least squares support vector machine* (LS-SVM) dengan analisa regresi yang sudah terdapat dalam sistem LS-SVM. Metode yang sudah dipilih tadi selanjutnya didesain dengan MATLAB R2019a. Setelah itu dilakukan pengumpulan data makroekonomi Indonesia yang bisa didapatkan baik dari Bank Indonesia, Bank Dunia, Badan Pusat Statistik, Yahoo Finance, Bloomberg, dan dari sumber-sumber terpercaya lainnya. Data yang digunakan memiliki range dari tahun 2005 hingga 2021. Data makroekonomi tersebut antara lain Indeks Konsumen Indonesia, Indonesian *foreign exchange reserve*, inflasi, produk domestik bruto, *lending rate*, *M2 money supply*, indeks harga produsen Indonesia, tingkat pengangguran, nilai tukar rupiah terhadap dollar Amerika, jumlah orang bekerja di Indonesia, produksi semen di Indonesia, harga batu kapur, harga batu bara, harga diesel, *excise duty*,

harga gas industri, harga pendapatan rata-rata orang Indonesia, indeks harga produsen bidang industri, harga biji besi, *building permits*, pengeluaran rata-rata untuk konstruksi, minyak mentah WTI, serta harga semen dan baja nasional.

Setelah data terkumpul selanjutnya akan dilakukan proses pengolahan data menggunakan Microsoft Excel. Data yang terkumpul tadi bentuknya beragam, mulai dari harian, bulanan, kuartalan, hingga tahunan. Oleh karena itu, data diolah menjadi satu bentuk yang sama yaitu bulanan karena merupakan mayoritas bentuk data yang diperoleh. Proses selanjutnya adalah prediksi dengan LS-SVM dimana dalam penelitian ini mengadopsi nilai *training* sebanyak 70% dan *testing* sebanyak 30%. Kemudian hasil prediksi akan dilihat tingkat *error* menggunakan *mean absolute error* (MAE), *root mean square error* (RMSE), *mean absolute percentage error* (MAPE), serta korelasi (R).

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Pengaturan Dataset

Proses penelitian dilakukan dengan pengumpulan data makroekonomi dan harga komoditas dunia. Data makroekonomi Indonesia didapatkan dari berbagai sumber seperti Bank Indonesia, Bank Dunia, Badan Pusat Statistik, Yahoo Finance, Bloomberg, dan dari sumber-sumber terpercaya lainnya. Data tersebut dikumpulkan dan digunakan sebagai variabel X atau variabel input dalam penelitian. Sedangkan untuk melihat nilai yang akan diprediksi, digunakan data Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS).

Untuk mendapatkan hasil penelitian yang akurat, maka dicoba dengan menghilangkan beberapa variabel input karena data yang tidak lengkap. Oleh karena itu dibuat tiga model prediksi untuk membandingkan hasil tersebut. Adapun Tabel 2 yang menunjukkan nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi. Selain itu terdapat Tabel 3 menunjukkan tiga model prediksi yang digunakan dengan variabel input yang berbeda pada masing-masing model dengan jumlah data total dari setiap modelnya.

Tabel 2. Nilai minimum, maximum, rata-rata, dan standar deviasi dari masing-masing variabel *input* dan *output*

No	Attribute	Unit	Min	Max	Average	Std. Deviation
X <sub>1</sub>	Hari	days	1096.0	5691.0	3392.4	1340.0
X <sub>2</sub>	Indonesia CPI YoY	(%)	1.3	9.2	4.3	1.9
X <sub>3</sub>	IMF Indonesia Reserve Foreign Exchange Holdings	USD, juta	48120.3	131594.0	103127.5	20166.5
X <sub>4</sub>	Indonesia GDP Constant 2010 Prices YOY	(%)	-5.3	7.1	4.7	2.3
X <sub>5</sub>	Bank Indonesia Base Lending Rates Average IDR	(%)	11.8	16.8	14.2	1.1
X <sub>6</sub>	Indonesia Money Supply M2	Miliar Lembar	1874145.3	7211500.5	4259386.6	1548096.7



Tabel 2. Nilai minimum, maximum, rata-rata, dan standar deviasi dari masing-masing variabel *input* dan *output* (lanjutan)

No	Attribute	Unit	Min	Max	Average	Std. Deviation
X <sub>7</sub>	Indonesia Unemployment Rate	(%)	4.9	8.2	6.2	0.9
X <sub>8</sub>	Indonesian Rupiah Spot Currency	IDR	8498.0	16310.0	12057.9	2166.9
X <sub>9</sub>	Cement Production Indonesia	Per 1000 Ton	22000.0	75200.0	50996.1	16838.5
X <sub>10</sub>	Indonesia Number of People Employed	Juta Orang	104.5	133.3	118.6	8.3
X <sub>11</sub>	Limestone Price (Index)		228.2	345.2	277.0	33.3
X <sub>12a</sub>	Coal Price	USD / ton	49.4	131.0	82.0	19.3
X <sub>12b</sub>	Excise Duty	Euro	79791.7	1012008.8	780226.9	173917.9
X <sub>13</sub>	Industrial Gas Price (Index)		124.1	201.4	154.8	21.9
X <sub>14</sub>	Housing Starts	Unit / Orang	554.0	1524.7	996.6	281.5
X <sub>15</sub>	Personal Income Indonesia	IDR/hari	53667.0	91271.0	76053.2	12055.0
X <sub>16</sub>	Global Iron Ore Price	USD / ton	40.5	214.4	105.5	41.4
X <sub>17</sub>	Building Permits	Unit / Orang	478.0	1725.0	1022.1	320.2
X <sub>18</sub>	Total Construction Spending	USD, Juta	51208.0	149196.0	93241.8	23140.6
X <sub>19</sub>	WTI Crude Oil Price	USD / Barrel	18.8	113.9	68.9	22.1
Y <sub>1</sub>	IHPB Semen (Index)		171.58	340.87	288.16	50.19
Y <sub>2</sub>	IHPB Logam Besi Baja (Index)		205.23	462.65	346.31	62.77

Tabel 3. Penggunaan variabel *input* pada prediksi model 1, 2, dan 3

Variabel	Model 1	Model 2	Model 3
X <sub>1</sub>	√	√	√
X <sub>2</sub>	√	√	√
X <sub>3</sub>	√	√	√
X <sub>4</sub>	√	√	√
X <sub>5</sub>	√	√	√
X <sub>6</sub>	√	√	√
X <sub>7</sub>	√	√	√
X <sub>8</sub>	√	√	√
X <sub>9</sub>	√	√	√
X <sub>10</sub>	√	√	√

Tabel 3. Penggunaan variabel *input* pada prediksi model 1, 2, dan 3 (lanjutan)

Variabel	Model 1	Model 2	Model 3
X <sub>11</sub>	√	√	√
X <sub>12a</sub>	√		√
X <sub>12b</sub>		√	√
X <sub>13</sub>	√	√	√
X <sub>14</sub>	√	√	√
X <sub>15</sub>	√	√	√
X <sub>16</sub>	√	√	√
X <sub>17</sub>	√	√	√
X <sub>18</sub>	√	√	√
X <sub>19</sub>	√	√	√
Total data	152	168	132

Untuk memperkuat analisa data, maka selanjutnya dicek nilai dari korelasi variabel *input* dengan variabel *output*. Nilai korelasi ini akan membantu analisa data, karena sering kali nilai korelasi akan menentukan hasil akhir prediksi. Sering kali nilai korelasi yang tinggi pada beberapa variabel X dapat menyebabkan hasil prediksi dengan keakuratan yang tinggi dan *error* yang rendah. Adapun Tabel 4 menunjukkan tabel korelasi antara variabel X dan variabel Y pada penelitian ini, dimana sebagian besar dari data tersebut memiliki nilai korelasi kuat. Dari 20 variabel X, hanya terdapat 4 variabel yang menunjukkan nilai korelasi diluar standar nilai korelasi kuat.

Tabel 4. Tabel korelasi antara variabel *input* dan *output* pada penelitian prediksi harga material konstruksi di Indonesia

	Y <sub>1</sub> , IHPB Semen	Y <sub>4</sub> , IHPB Logam Besi Baja
X <sub>1</sub> , Hari	0.8547	0.9231
X <sub>2</sub> , Indonesia CPI YoY	-0.6685	-0.6715
X <sub>3</sub> , IMF Indonesia <i>Reserve Foreign Exchange Holdings</i>	0.8739	0.8780
X <sub>4</sub> , Indonesia <i>GDP Constant 2010 Prices YOY</i>	-0.3938	-0.3693
X <sub>5</sub> , Bank Indonesia <i>Base Lending Rates Average IDR</i>	-0.7943	-0.8514
X <sub>6</sub> , Indonesia <i>Money Supply M2</i>	0.8069	0.8947
X <sub>7</sub> , Indonesia <i>Unemployment Rate</i>	-0.9244	-0.8804
X <sub>8</sub> , Indonesian <i>Rupiah Spot Currency</i>	0.7074	0.7964
X <sub>9</sub> , <i>Cement Production Indonesia</i>	0.6044	0.7400
X <sub>10</sub> , Indonesia <i>Number of People Employed</i>	0.8663	0.9436

Tabel 4. Tabel korelasi antara variabel input dan output pada penelitian prediksi harga material konstruksi di Indonesia (lanjutan)

	Y <sub>1</sub> , IHPB Semen	Y <sub>4</sub> , IHPB Logam Besi Baja
X <sub>11</sub> , <i>Limestone Price (Index)</i>	0.8563	0.9360
X <sub>12a</sub> , <i>Coal Price</i>	-0.4538	-0.461
X <sub>12b</sub> , <i>Excise Duty</i>	0.6870	0.6025
X <sub>13</sub> , <i>Industrial Gas Price (Index)</i>	0.6777	0.8632
X <sub>14</sub> , <i>Housing Starts</i>	-0.4925	-0.3067
X <sub>15</sub> , <i>Personal Income Indonesia</i>	0.9204	0.8885
X <sub>16</sub> , <i>Global Iron Ore Price</i>	-0.1336	-0.405
X <sub>17</sub> , <i>Building Permits</i>	-0.1864	-0.251
X <sub>18</sub> , <i>Total Construction Spending</i>	0.2222	0.4401
X <sub>19</sub> , <i>WTI Crude Oil Price</i>	-0.3055	-0.2932

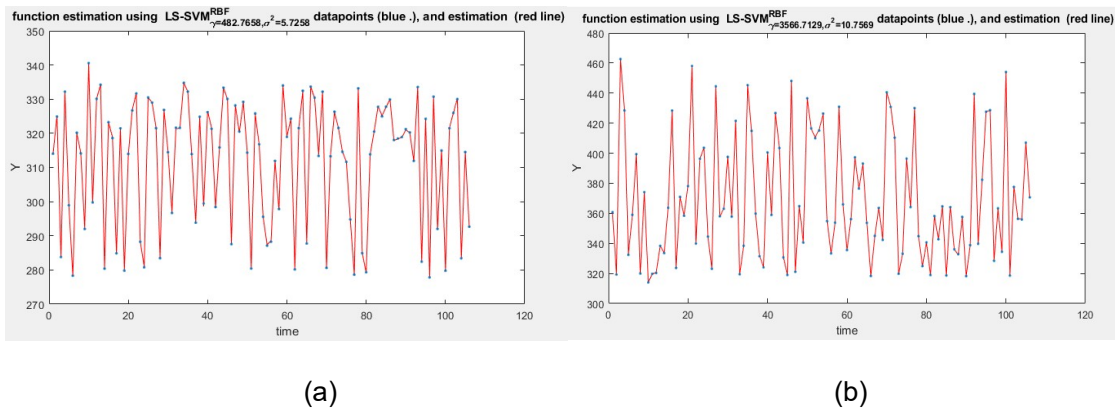
Selanjutnya data akan diacak untu mengoptimalkan proses *training* dan *testing*. Dengan adanya pengacakan terhadap data tersebut, maka ketika dilakukan *training*, kombinasi yang didapatkan akan lebih banyak. Nilai akhir dari *testing* akan menjadi lebih akurat karena adanya berbagai macam kombinasi tersebut. Dalam metode prediksi *least-squares support vector machine* (LS-SVM) terdapat nilai parameter yang juga mempengaruhi hasil prediksi. Nilai parameter tersebut akan dioptimasi dengan sendirinya menggunakan metode didalam LS-SVM. Nilai parameter tersebut adalah  $\gamma$  dan  $\sigma$ , yang nilainya bisa berubah-ubah setiap kali dilakukan proses penelitian menggunakan metode tersebut. Adapun Tabel 5 menunjukkan beberapa nilai parameter yang didapatkan dari tiap model prediksi yang dijalankan.

Tabel 5. Tabel parameter  $\gamma$  dan  $\sigma$  terhadap variabel output

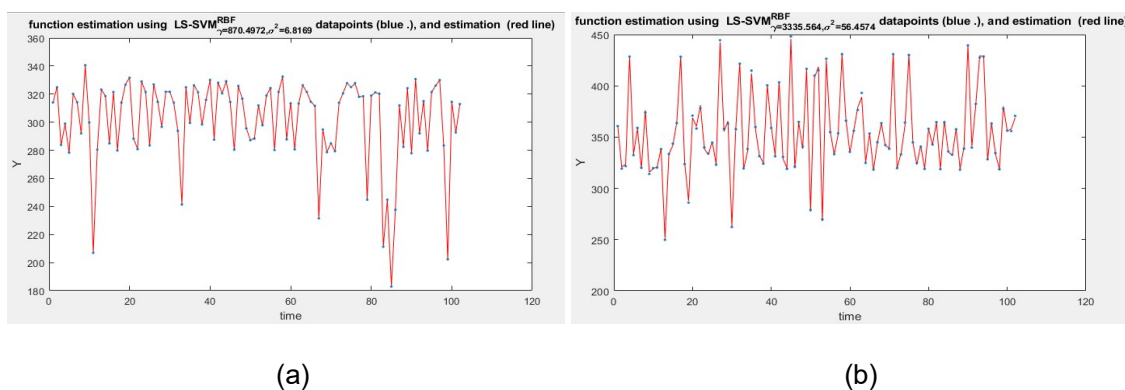
	Model 1		Model 2		Model 3	
	$\gamma$	$\sigma$	$\gamma$	$\sigma$	$\gamma$	$\sigma$
Y <sub>1</sub> , IHPB Semen	5.28E+02	5.72575	8.70E+02	6.816948	1.32E+02	10.06346
Y <sub>2</sub> , IHPB Logam Besi Baja	3.57E+03	10.75685	3.34E+03	56.45736	1.76E+04	68.25977

## 4.2. Hasil Penelitian

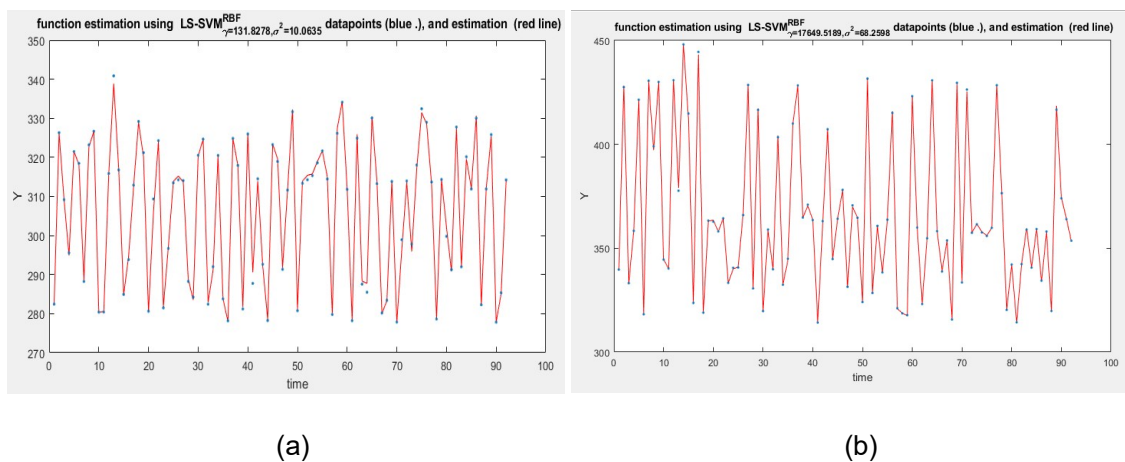
Pada penelitian ini terdapat 2 variabel *output* yang akan dicari nilai prediksinya. Variabel *output* tersebut antara lain Y<sub>1</sub> IHPB Semen dan Y<sub>2</sub> IHPB Logam Besi Baja. Dalam penelitian ini, ada 2 variabel yang akan diubah penggunaannya karena permasalahan kelengkapan data. Dua variabel itu adalah variabel untuk harga batu bara (*coal price*) dan juga *excise duty*. Gambar 2 menunjukkan grafik model prediksi yang dilakukan untuk mendapatkan nilai IHPB dengan model 1 (dengan variabel X<sub>12a</sub>, *coal price*) pada fase *testing*. Gambar 3 menunjukkan grafik model prediksi yang dilakukan untuk mendapatkan nilai IHPB dengan model 2 (dengan variabel X<sub>12b</sub>, *excise duty*) pada fase *testing*. Adapun Gambar 4 menunjukkan grafik model prediksi yang dilakukan untuk mendapatkan nilai IHPB dengan model 2 (dengan variabel X<sub>12a</sub>, *coal price* dan variabel X<sub>12b</sub>, *excise duty*).



Gambar 2. Grafik model prediksi pada model 1 untuk *testing* data set. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.



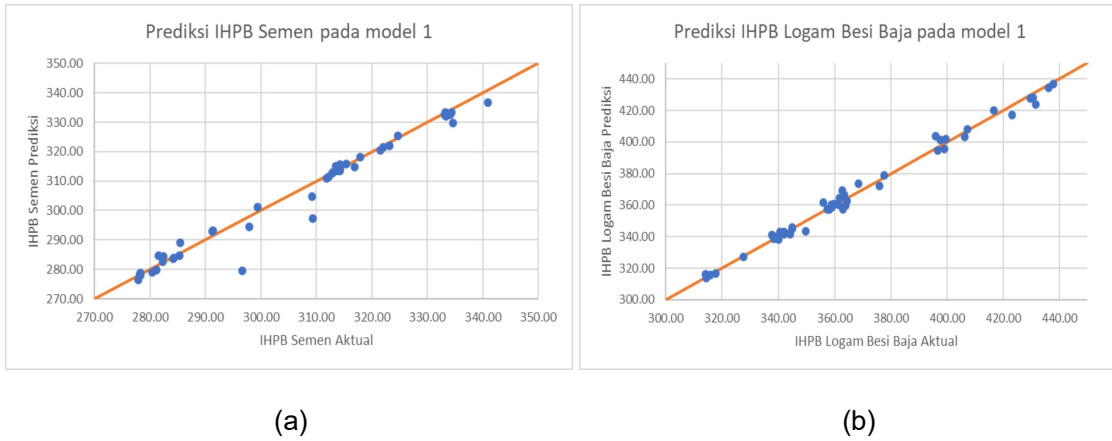
Gambar 3. Grafik model prediksi pada model 2 untuk *testing* data set. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.



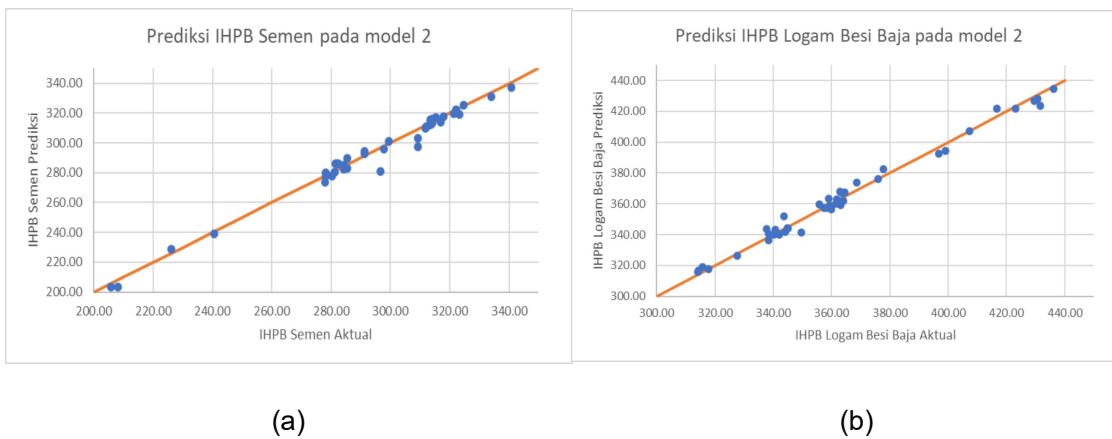
Gambar 4. Grafik model prediksi pada model 3 untuk *testing* data set. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.

Dari grafik model prediksi diatas selanjutnya akan didapatkan nilai  $Y_t$ , dimana hasil ini akan dibandingkan dengan nilai  $Y$  aktual. Pada Gambar 5 hingga 7 merupakan perbandingan nilai  $Y$  aktual dengan nilai hasil prediksi yaitu  $Y_t$  secara berturut-turut pada model 1, model 2, dan

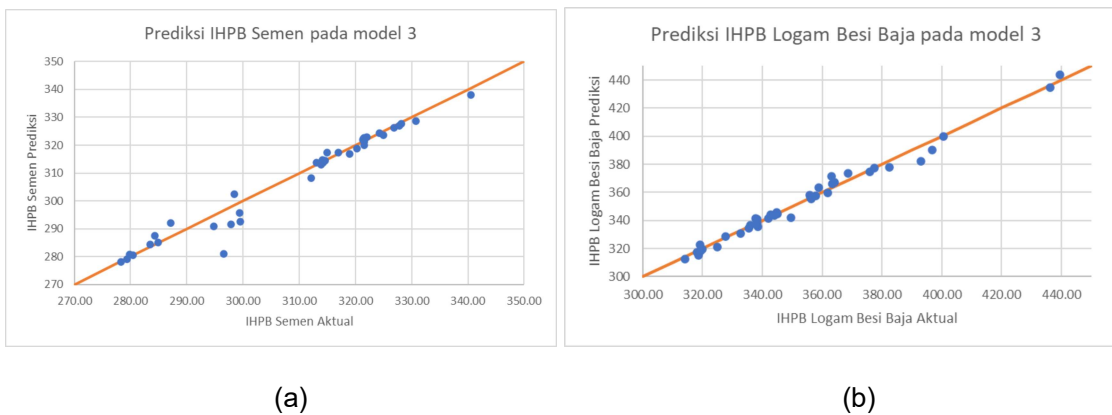
model 3. Pada grafik tersebut bisa dilihat terdapat titik-titik biru, dimana jika semakin mendekati gradien garis, maka korelasi antara keduanya semakin tinggi.



Gambar 5. Grafik harga prediksi  $Y_t$  dengan harga aktual  $Y$  pada model 1. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.



Gambar 6. Grafik harga prediksi  $Y_t$  dengan harga aktual  $Y$  pada model 2. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.



Gambar 6. Grafik harga prediksi  $Y_t$  dengan harga aktual  $Y$  pada model 3. (a)  $Y_1$  IHPB Semen dan (b)  $Y_2$  IHPB Logam Besi Baja.

Dari grafik korelasi di atas bisa disimpulkan bahwa dari semua prediksi, metode LS-SVM dapat memberikan nilai yang cukup baik. Beberapa hal utama yang menyebabkan hasil prediksi mendekati bahkan sama dengan nilai aktual adalah tingginya nilai korelasi antara beberapa variabel dengan harga yang dicari. Setelah melihat grafik tersebut, maka selanjutnya akan dicari nilai error dan keakuratan prediksi dengan melihat nilai korelasi (R), *mean absolute error* (MAE), *root mean square error* (RMSE), dan *mean absolute percentage error* (MAPE). Nilai *error* ini nantinya akan dijadikan acuan apakah prediksi yang dilakukan bagus atau tidak. Adapun Tabel 6 menunjukkan nilai *error* dan korelasi dari masing-masing variabel *output* yang dilakukan sebanyak 10 kali dimana didalamnya terdapat nilai dari model 1, model 2, dan model 3.

Tabel 6. Tabel nilai *error* dan korelasi dari masing-masing variabel *output* pada model 1, 2, dan 3

		Model 1			Model 2			Model 3		
		Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg
Y <sub>1</sub> , IHPB Semen	MAE	1.889	1.949	1.901	2.714	3.339	2.782	1.955	1.978	1.967
	RMSE	3.518	3.549	3.524	3.919	4.518	3.985	3.373	3.378	3.375
	MAPE(%)	0.62	0.639	0.624	0.938	1.155	0.962	0.644	0.652	0.648
	R	0.984	0.985	0.985	0.99	0.992	0.992	0.981	0.981	0.981
Y <sub>2</sub> , IHPB Logam Besi Baja	MAE	2.544	2.562	2.551	2.93	3.116	3.062	2.442	2.593	2.532
	RMSE	3.293	3.305	3.298	3.721	4.151	4.005	3.373	3.56	3.481
	MAPE(%)	0.676	0.681	0.678	0.812	0.87	0.853	0.678	0.727	0.707
	R	0.996	0.996	0.996	0.992	0.994	0.993	0.993	0.994	0.993

Dari hasil pengolahan data diatas, bisa disimpulkan dalam prediksi ini baik menggunakan model 1, 2, maupun 3 semua memberikan hasil yang baik. Bisa dilihat pada *error* yang sangat kecil dan nilai MAPE yang rata-rata dibawah 1% menunjukkan bahwa hasil prediksi bisa digunakan dan nilai yang didapatkan adalah akurat. Jika dilihat pada hasil IHPB semen, ternyata lebih dianjurkan untuk menggunakan model 1, yaitu dengan menggunakan variabel *excise duty*. Pada model 1 ditunjukkan bahwa nilai error lebih rendah dibandingkan model 2 dan 3 yaitu sebesar 0.62%. Walaupun nilai korelasi tidak setinggi model 2, namun secara nilai aktual dan *error* maka model 1 didapatkan hasil yang lebih baik.

Pada hasil prediksi IHPB Logam besi baja, bisa dilihat bahwa model 1 memiliki hasil yang lebih baik dari kedua model lainnya. Dilihat dari nilai MAPE yang lebih baik yaitu 0.678% berbanding dengan model 2 dan 3 yang memiliki *error* yang lebih besar. Nilai korelasi pada model 1 juga lebih baik dibandingkan lainnya, yaitu 0.996 dimana model 2 dan 3 sedikit lebih rendah yaitu 0.993%. Untuk hasil dari dua model lainnya masih bagus dan bisa digunakan untuk prediksi. Namun untuk memberikan hasil yang lebih dipilih model 1 dengan keakuratan yang lebih tinggi.

Dengan hasil-hasil di atas, sebenarnya semua model dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Hasil yang didapatkan juga cukup akurat dengan nilai *error* yang sangat minimum. Nilai korelasi yang tinggi pada hasil penelitian juga bisa disebabkan karena korelasi antar variabel *input* dan variabel *output* yang tinggi seperti terlihat pada Tabel 4. Model-model ini nantinya hanya menjadi acuan akan pengembangan prediksi kedepannya, dimana juga bisa berubah jika salah satu nya saja mengalami tingkat fluktuasi yang tinggi. Nilai *error* yang kecil ini juga menjadi acuan penggunaan metode prediksi di lapangan terutama bagi kontraktor dan

*owner* untuk memperkirakan harga kedepannya. Selain prediksi juga tentu saja mengerti mengenai *market outlook* juga penting karena menjadi komponen utama dalam prediksi harga material konstruksi dengan LS-SVM.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil penelitian diatas, metode LS-SVM mampu untuk melakukan prediksi harga material konstruksi. Metode LS-SVM ini menunjukkan nilai *error* yang rendah serta korelasi yang tinggi terhadap harga IHPB aktual. Hasil-hasil ini bisa disimpulkan berdasarkan model mana yang digunakan. Prediksi dengan metode LS-SVM ini bisa digunakan sebagai metode prediksi harga material dengan melihat kinerja dalam waktu yang singkat dan hasil yang akurat. Hasil prediksi yang baik ini juga didukung dengan jumlah variabel input yang banyak, serta nilai korelasi variabel *input* dan *output* yang tinggi. Dari beberapa variabel input tersebut, sebagian besar memiliki nilai kolerasi yang tinggi diatas 70% sehingga nilai akhir dari prediksi juga menunjukkan korelasi yang tinggi. Hasil prediksi yang baik ini tentu dapat digunakan untuk proses prediksi di lapangan, serta mengerti bagaimana tren material konstruksi di lapangan yang sering berubah-ubah.

Prediksi harga material konstruksi di Indonesia kiranya dapat membantu *owner* maupun kontraktor dalam memprediksi harga material. Dalam pengembangannya, penelitian ini masih bisa dikembangkan untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih baik bahkan sempurna. Adapun beberapa saran yang bisa diterapkan dalam penelitian selanjutnya adalah :

1. Mencari data dengan lebih lengkap dan terpercaya sehingga hasil prediksi yang didapatkan juga semakin mendekati kenyataan.
2. Penelitian selanjutnya dapat mencari harga barang secara riil sehingga penelitian tidak hanya bergantung terhadap indeks, namun bisa mengetahui harga material secara spesifik. Sebagai contoh mencari harga semen untuk merk A dimana harga tersebut secara riil di lapangan.
3. Menggunakan metode algoritma prediksi lainnya sehingga pada penelitian tersebut bisa didapatkan perbandingan harga yang beragam. Perbandingan hasil algoritma ini bisa menjadi pembanding algoritma mana yang lebih akurat.

## 6. REFERENSI

- Abel, A. B., & Bernanke, B. (2001). *Macroeconomics: 2001*. Addison-Wesley.
- Akram, Q. F. (2009). "Commodity Prices, Interest Rates and the Dollar." *Energy Economics*, 31(6), 838–851. (doi:<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2009.05.016>)
- Ayu, E. S. (2017). "Faktor Penyebab Peningkatan Biaya Material pada Pelaksanaan Proyek Konstruksi di Sumatera Barat." *Jurnal Rekayasa*, 7(2), 89–99.
- Elfahham, Y. (2019). "Estimation and Prediction of Construction Cost Index Using Neural Networks, Time Series, and Regression." *Alexandria Engineering Journal*, 58(2), 499–506. (doi:<https://doi.org/10.1016/j.aej.2019.05.002>)
- Fahrika, Ika & Roy, Juliansyah. (2020). "Dampak Pandemi Covid 19 terhadap Perkembangan Makro Ekonomi di Indonesia dan Respon Kebijakan yang Ditempuh." *INOVASI*. 16(2). 206-213. (doi:[10.29264/jinv.v16i2.8255](https://doi.org/10.29264/jinv.v16i2.8255))
- Fischer, S. (1991). *Growth, Macroeconomics, and Development*. (doi:<https://doi.org/10.3386/w3702>)

- Halim, C., Maximilian M.S.D, Proboyo, B., & Santoso, I. (2015). *Proporsi Komponen Biaya Harga Bahan, Upah, dan Alat pada Proyek Konstruksi Bangunan Tinggi*.
- Iribaram, F. W., & Huda, M. (2018). "Analisa Resiko Biaya dan Waktu Konstruksi pada Proyek Pembangunan Apartemen Biz Square Rungkut Surabaya." *Jurnal Rekayasa dan Manajemen Konstruksi*, 6, No. 3, 141–154.
- Marzouk, M., & Amin, A. (2013). "Predicting Construction Materials Prices Using Fuzzy Logic and Neural Networks." *Journal of Construction Engineering and Management*, 139(9), 1190–1198. (doi:[https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0000707](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0000707))
- Mitchell, B., Wray, L. R., & Watts, M. (2019). "How to Think and Do Macroeconomics." In *Macroeconomics* (pp. 18–37). Red Globe Press.
- Mir, M., Kabir, H. M. D., Nasirzadeh, F., & Khosravi, A. (2021). "Neural Network-Based Interval Forecasting of Construction Material Prices." *Journal of Building Engineering*, 39, 102288. (doi:<https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102288>)
- Pandi, Velumani & Nampoothiri, Nvn. (2018). "Predicting India's Cement Price: a Comparison of Regression Analysis, Trend Analysis, and Artificial Neural Network." *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 9, 1907-1915.
- Parzen, E. (1961). "An Approach to Time Series Analysis." *The Annals of Mathematical Statistics*, 32(4), 951–989. (doi:<https://doi.org/10.1214/aoms/1177704840>)
- Schmieg, E. (1993). "Factors Influencing Price Developments of Commodities." *Intereconomics*, 28(3), 138–143. (doi:<https://doi.org/10.1007/bf02928118>)
- Shiha, A., Dorra, E. M., & Nassar, K. (2020). "Neural Networks Model for Prediction of Construction Material Prices in Egypt Using Macroeconomic Indicators." *Journal of Construction Engineering and Management*, 146(3). (doi:[https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0001785](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001785))
- Suykens J.A.K., Vandewalle J. (1999). "Least Squares Support Vector Machine Classifiers." *Neural Processing Letters*, 9(3), pp.293-300.
- Suykens, J. A. K., Lukas, L., & Vandewalle, J. (2002). "Basic Methods of Least Squares Support Vector Machines." *Least Squares Support Vector Machines*, 71–116. (doi:[https://doi.org/10.1142/9789812776655\\_0003](https://doi.org/10.1142/9789812776655_0003))