

PEMODELAN MIX DESIGN BETON DENGAN *LEAST SQUARES SUPPORT VECTOR MACHINE*

Regina Yacika¹, Gata Milla², Doddy Prayogo³, and Pamuda Pudjisuyadi⁴

ABSTRAK : Pemodelan *mix design* beton yang biasa dilakukan secara manual melalui *trial and error* bersifat tidak efektif, tidak efisien, dan mahal. Model prediksi dengan menggunakan *Artificial Intelligence* (AI) terbukti dapat memprediksi *mix design* beton berdasarkan perilaku material penyusunnya. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan suatu pemodelan komputasi baru untuk memprediksi *mix design* beton dengan menggunakan LS-SVM dengan aplikasi MATLAB R2017a dan *toolbox* LS-SVMlab. Untuk penelitian ini, dibuat dua model terpisah yang terintegrasi dengan *Graphical User Interface* (GUI): model pertama dapat memprediksi kuat tekan maupun *slump* dan model kedua digunakan untuk tahap pengujian di laboratorium yang hanya dapat memprediksi kuat tekan. Hasil penelitian menunjukkan kinerja pemodelan komputasi dalam memprediksi campuran beton sudah cukup baik, dimana RMSE untuk model prediksi kuat tekan beton sebesar 5,07 MPa dan 6,68 cm untuk model prediksi *slump*. Berdasarkan hasil pengujian di laboratorium, hasil kuat tekan yang dihasilkan jauh dari hasil prediksi yang dihasilkan oleh pemodelan komputasi.

KATA KUNCI: *mix design*, AI, *Least Squares Support Vector Machine*

1. PENDAHULUAN

Beton merupakan material yang sering digunakan dalam dunia konstruksi dan memiliki perilaku yang sangat kompleks. Dalam memodelkan *mix design* beton, perlu diperhatikan adanya keseimbangan dari komposisi material yang digunakan dan faktor ekonomis. Namun, pemodelan *mix design* beton yang biasa dilakukan secara manual melalui *trial and error* membutuhkan biaya yang besar dan waktu yang lama (Nikoo et al., 2015). Model prediksi *mix design* dengan menggunakan *Artificial Intelligence* (AI) terbukti dapat memprediksi komposisi *mix design* beton. Beberapa penelitian pendahulu telah menciptakan pemodelan prediksi komposisi *mix design*, namun hanya sedikit yang sampai pada tahapan pengujian pemodelan dalam skala laboratorium. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan suatu pemodelan komputasi baru untuk memprediksi komposisi *mix design* beton dengan menggunakan metode prediksi *Least Squares-Support Vector Machine* (LS-SVM), dimana LS-SVM terbukti memiliki kemampuan klasifikasi lebih baik dibandingkan *Support Vector Machine* (SVM) untuk data yang sulit dipisahkan dengan menggunakan persamaan linear. Selain itu, LS-SVM juga memiliki kemampuan perhitungan yang lebih baik, konvergensi yang cepat, dan tingkat presisi yang tinggi dibandingkan SVM. Hasil *mix design* prediksi kemudian diuji di laboratorium. Diharapkan model komputasi ini dapat menghasilkan prediksi komposisi *mix design* beton dengan mutu dan *workability* yang terjamin.

¹ Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra, b11170069@john.petra.ac.id.

² Mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra, b11170050@john.petra.ac.id.

³ Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra, prayogo@petra.ac.id

⁴ Dosen Program Studi Teknik Sipil Universitas Kristen Petra, pamuda@petra.ac.id

2. TINJAUAN PUSTAKA

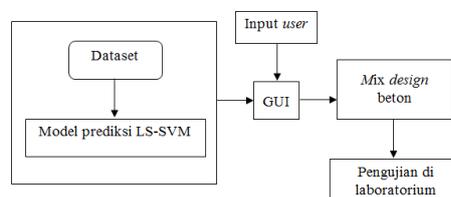
Pemakaian material beton sebagai bahan bangunan sangat populer karena beton dapat dibuat dari 4 (empat) material dasar berupa air, semen, agregat kasar, dan agregat halus yang bisa didapatkan dengan mudah. Namun, upaya untuk memperoleh campuran beton yang tepat sangat sensitif dan kompleks. Selain harus memenuhi berbagai persyaratan, *mix design* juga harus ekonomis namun tidak mengorbankan kualitas (Nugraha & Antoni, 2007).

Penambahan material tambahan yang semakin bervariasi pada campuran beton menyebabkan metode empiris dalam mendesain campuran beton dirasa kurang aplikatif. Apabila terdapat data atau variabel baru maka diperlukan adanya pembaharuan terhadap koefisien serta bentuk rumus yang ada (Liu & Zheng, 2019). Selain itu, adanya sedikit variasi dari karakteristik material yang digunakan memerlukan adanya desain baru, meski untuk nilai kuat tekan yang sama (Abolpour, Abolpour, Abolpour, & Bakhshi, 2013). Pemodelan secara manual juga dinilai tidak efisien karena harus diuji coba berkali-kali; tidak efektif karena hasil masih berupa perkiraan; membutuhkan biaya tinggi karena harus menyediakan bahan, peralatan, waktu, dan tenaga khusus; serta jauh dari prinsip *green technology* karena bekas uji *slump* yang mengeras akan menjadi sampah yang sulit terurai (Santosa, Budi, Setiyono, Hadi, & Hardono, 2016).

Pemodelan *mix design* beton dengan menggunakan AI terbukti dapat lebih mudah beradaptasi dibandingkan dengan metode konvensional. *Least-Squares Support Vector Machine* (LS-SVM) merupakan sebuah pengembangan dari algoritma *Support Vector Machine* (SVM), dimana LS-SVM terbukti lebih baik dibandingkan SVM karena memiliki kemampuan perhitungan lebih baik, tingkat presisi hasil lebih tinggi, serta konvergensi yang cepat. LS-SVM menggunakan fungsi *least square loss* yang memungkinkan fungsi tersebut melakukan estimasi serta mengurangi biaya komputasi. LS-SVM juga berguna untuk menyelesaikan permasalahan regresi dalam skala besar karena memiliki prosedur penyelesaian dengan tingkat efisiensi yang sangat tinggi (Wang & Hu, 2005).

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan aplikasi MATLAB R2017a dan *toolbox* LS-SVMlab (Brabanter et al., 2011). Untuk penelitian ini, dibuat 2 (dua) model komputasi yang terpisah: model pertama dapat memprediksi kuat tekan maupun *slump*, sementara model kedua digunakan untuk keperluan pengujian di laboratorium yang hanya dapat memprediksi kuat tekan. Kedua model komputasi ini terintegrasi dengan *Graphical User Interface* (GUI) untuk memudahkan penggunaannya (*user*). Ilustrasi kerangka penelitian terdapat pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Ilustrasi Kerangka Penelitian

Melalui GUI, *user* memasukkan *input* berupa kuat tekan, *slump*, dan umur rencana; harga satuan material; *specific gravity* material; batasan berat material; serta batasan rasio antar material penyusun. Melalui LS-SVM, hubungan setiap variabel material penyusun beton – berupa semen, air, agregat kasar, agregat halus, terak tanur tinggi, *fly ash* (FA), dan *superplasticizer* (SP), terhadap kuat tekan dan *slump* yang dihasilkan dapat diketahui. GUI akan menampilkan hasil prediksi LS-SVM untuk *mix design* beton dengan nilai kuat tekan, *slump*, umur beton, dan biaya pembuatannya. Hasil prediksi *mix design* beton

yang dihasilkan model komputasi yang kedua akan digunakan dalam tahap pengujian di laboratorium. Biaya pembuatan beton berdasarkan campuran yang dihasilkan dirumuskan pada **Persamaan 1**.

$$Biaya = C_c \cdot W_c + C_{fl} \cdot W_{fl} + C_{sl} \cdot W_{sl} + C_w \cdot W_w + C_{sp} \cdot W_{sp} + C_{ca} \cdot W_{ca} + C_{fa} \cdot W_{fa} \quad (1)$$

dimana:

$C_{c,fl,sl,w,sp,ca,fa}$ = Harga satuan semen, FA, terak tanur tinggi, air, SP, agregat kasar, agregat halus per kg.

$W_{c,fl,sl,w,sp,ca,fa}$ = Berat semen, FA, terak tanur tinggi, air, SP, agregat kasar, agregat halus dalam 1 m³ beton (kg).

Dua *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berisi data *mix design* beton serta hasil kuat tekan dan *slump* dengan total 1030 data kuat tekan beton serta 103 data *slump* dan kuat tekan beton, masing-masing beserta dengan *mix design* serta umurnya (Yeh, 1998, 2007b). *Dataset* yang digunakan memiliki 7 macam material penyusun campuran beton: semen, air, agregat kasar, agregat halus, terak tanur tinggi, *fly ash*, dan *superplasticizer*. Data kemudian dibagi menjadi 2 bagian berdasarkan model komputasi yang dibuat: *dataset* kuat tekan dan *slump* dengan 7 macam material untuk model komputasi pertama, sementara *dataset* kuat tekan dengan 4 macam material yaitu semen, air, agregat kasar, dan agregat halus untuk model komputasi kedua. Data kemudian dipisah dengan persentase 70% untuk *training* dan 30% untuk *testing*. Proses *training* diperlukan agar LS-SVM dapat memprediksi dengan akurat pada tahap *testing*. Pada tahapan *training*, parameter γ dan σ akan ditentukan, dimana kedua parameter ini akan dioptimasi secara otomatis menggunakan metode *simplex*. *Simplex* dapat meningkatkan tingkat akurasi hasil prediksi yang diperoleh. Setelah melalui proses *training*, tahap *testing* akan dilakukan pada model LS-SVM yang telah dibuat dengan cara memasukan data *testing* yang telah didapatkan sebelumnya ke dalam model LS-SVM. Selanjutnya kinerja dari model prediksi LS-SVM akan diukur dengan indikator berupa *Root Mean Square Error* (RMSE) yang dirumuskan pada **Persamaan 2**.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{N}} \quad (2)$$

Nilai RMSE mengindikasikan tingkat akurasi dari model komputasi yang dibuat, dimana semakin kecil RMSE menandakan tingkat akurasi model LS-SVM semakin tinggi. Apabila nilai *error* melebihi dari batas yang diizinkan, proses *training* harus diulang, namun apabila sudah memenuhi batas, maka LS-SVM dapat digunakan dengan mengubah persentase jumlah data *training* menjadi 100%.

Tahap pengujian di laboratorium bertujuan untuk menguji kinerja pemodelan komputasi. Dikarenakan tidak adanya data *slump* dari sampel beton yang tersusun atas keempat material dasar tersebut, maka penulis hanya melakukan pengujian terhadap kuat tekan. Untuk setiap *mix design* dengan kuat tekan rencana sebesar 20, 25, 30, dan 35 MPa, dibuat sampel benda uji berbentuk silinder \varnothing 15x30 cm sebanyak 2 buah. Parameter yang digunakan untuk mengukur kinerja pemodelan komputasi berupa *trend* hasil kuat tekan beton; RMSE dari hasil uji kuat tekan beton terhadap kuat tekan rencana serta kuat tekan prediksi; perbandingan karakteristik material yang digunakan dalam pengujian di laboratorium terhadap *dataset*; serta perbandingan harga satuan material yang digunakan dalam pengujian di laboratorium terhadap *dataset* yang berasal dari Taiwan.

4. ANALISIS DATA

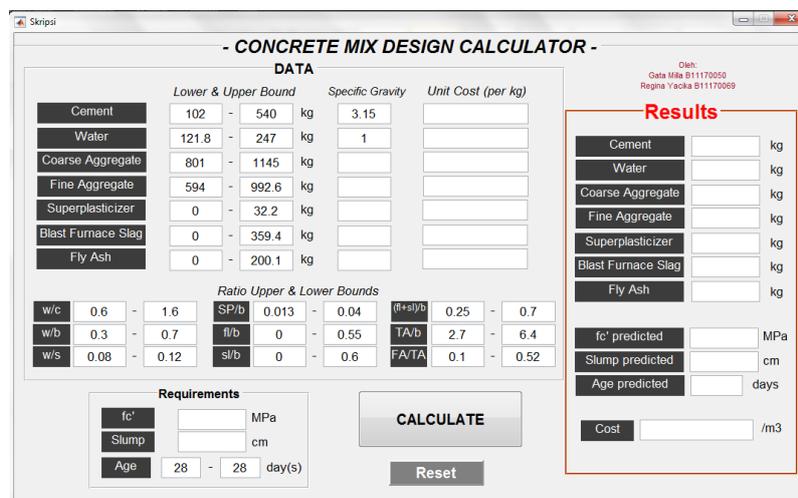
Analisis data akan dibagi menjadi 2 tahapan, yaitu tahap analisis dan tahap pengujian di laboratorium. Tahapan analisis akan menjelaskan mengenai model komputasi pertama, yaitu model yang dapat memprediksi kuat tekan dan *slump* yang tersusun atas 1030 data *mix design* beton serta 103 data *mix design* beton untuk prediksi nilai kuat tekan dan *slump* beton. Untuk tahapan pengujian di laboratorium, dibuat suatu model komputasi terpisah menggunakan *dataset* yang terdiri dari 209 data *mix design* beton dengan umur dan kuat tekan yang telah disesuaikan dengan jenis material yang digunakan untuk tahapan

pengujian di laboratorium. Uji di laboratorium dilakukan dengan membuat sampel benda uji dengan kuat tekan rencana 20, 25, 30, dan 35 MPa. Hasil pengujian di laboratorium kemudian akan dianalisis. Terdapat 2 model LS-SVM yang dibuat yaitu model untuk prediksi kuat tekan beton serta model untuk prediksi nilai *slump*. Indikator yang digunakan untuk mengetahui kesalahan model prediksi ditunjukkan oleh *Root Mean Square* (RMSE). RMSE digunakan untuk mengukur besarnya tingkat kesalahan dari model prediksi, dimana semakin kecil nilai RMSE (mendekati 0) maka hasil prediksi juga akan semakin akurat. Nilai RMSE yang didapatkan untuk model prediksi dapat dilihat pada **Tabel 1**. Berdasarkan nilai RMSE tersebut, selisih antara hasil prediksi dari model LS-SVM dengan hasil aktual dari *dataset* relatif kecil. Hal ini dapat tercapai karena nilai parameter pada model LS-SVM telah dioptimasi secara otomatis dengan *simplex* sehingga dapat diperoleh hasil prediksi yang cukup akurat. Dapat disimpulkan bahwa kinerja LS-SVM dalam memprediksi nilai kuat tekan dan *slump* cukup baik.

Tabel 1. Nilai RMSE Model Prediksi

Model Prediksi	RMSE
Kuat Tekan 28 Hari (MPa)	5,07
<i>Slump</i> (cm)	6,68

Pemodelan komputasi diintegrasikan dengan *Graphical User Interface* (GUI). Dengan adanya GUI, diharapkan model komputasi ini dapat digunakan dengan mudah oleh siapapun. Tampilan aplikasi model prediksi *mix design* beton dapat dilihat pada **Gambar 3**. Pada GUI, *user* memasukkan *input* pada kolom “*Data*”, sementara untuk nilai kuat tekan, *slump*, dan umur beton rencana dimasukkan sesuai panelnya pada kolom “*Requirements*”. Hasil akan ditampilkan pada kolom “*Results*”. **Tabel 2** menunjukkan hasil campuran beton dan biaya pembuatan beton yang dihasilkan oleh model prediksi LS-SVM untuk masing-masing kuat tekan (f_c') rencana.



Gambar 3. Tampilan Aplikasi Model Komputasi Mix Design Beton

Tabel 2. Hasil Campuran Beton dan Biaya Pembuatan Beton Model Komputasi Pertama

fc' Rencana (MPa)	Slump (cm)	Berat Material (kg/m ³)							Umur (hari)	Biaya (Rp/ m ³)
		Semen	Terak Tanur Tinggi	Fly Ash	Air	Super- plasticizer	Agregat Kasar	Agregat Halus		
20	5	126,0	118,9	71,7	198,1	4,2	1040,5	638,0	28	1.872.500,00
	10	155,5	48,6	87,2	201,9	3,8	939,9	763,1	28	1.886.500,00
	15	134,0	137,7	46,6	196,1	4,1	887,9	812,8	28	1.886.200,00
	20	114,1	82,2	120,4	182,4	4,1	966,5	835,7	28	1.926.000,00
25	5	146,9	154,2	68,8	194,9	4,8	978,8	645,2	28	1.927.200,00
	10	118,6	108,9	151,5	178,6	4,9	1084,4	619,3	28	1.952.700,00
	15	162,2	128,7	58,9	190,9	4,5	901,7	802,5	28	1.971.800,00
	20	138,4	121,0	84,8	182,5	4,5	909,6	863,5	28	1.975.600,00
30	5	172,6	115,3	110,0	168,3	5,2	1007,9	716,8	28	2.069.200,00
	10	141,6	188,5	133,0	188,4	6,0	879,1	726,7	28	2.008.900,00
	15	157,0	175,4	70,7	189,1	5,2	977,7	704,9	28	2.024.000,00
	20	156,0	189,1	17,1	182,4	4,7	1043,3	761,4	28	2.067.200,00
35	5	143,8	177,0	22,4	161,8	5,5	1088,5	753,0	28	2.114.300,00
	10	192,6	81,7	118,1	165,8	5,1	1063,8	705,1	28	2.128.100,00
	15	218,8	75,7	123,0	178,3	5,4	917,4	786,2	28	2.138.800,00
	20	211,9	111,6	73,1	183,8	7,4	1020,1	715,7	28	2.273.302,00

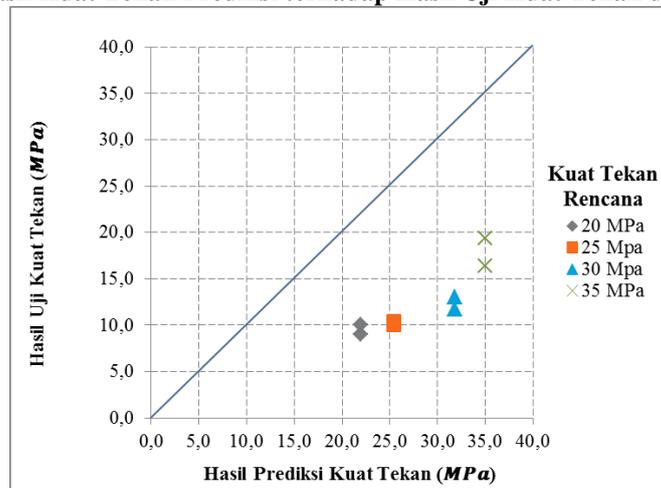
Model komputasi dijalankan sebanyak 5 (lima) kali untuk masing-masing kuat tekan rencana untuk mendapatkan hasil prediksi *mix design* beton serta kuat tekan prediksinya. Umur beton rencana dibatasi selama 28 hari. *Mix design* dipilih berdasarkan biaya pembuatan paling rendah. *Mix design* beton untuk setiap nilai kuat tekan prediksi terdapat pada **Tabel 3**. *Mix design* yang digunakan untuk masing-masing nilai kuat tekan prediksi pada tahapan pengujian di laboratorium adalah *mix design* dengan nomor sampel 1 (satu).

Tabel 3. *Mix Design* yang Dihasilkan dari Model Komputasi Kedua untuk Pengujian di Laboratorium

fc' Rencana (MPa)	Nomor Sampel	Komposisi Material (kg/m ³)				Rasio w/c	Kuat Tekan Prediksi (MPa)
		Semen	Air	Agregat Kasar	Agregat Halus		
20	1	230,00	197,19	946,02	697,24	0,86	21,99
	2	230,00	197,51	949,95	695,95	0,86	22,00
	3	230,00	198,73	963,96	692,16	0,86	22,00
	4	230,00	195,85	921,41	751,44	0,85	20,54
	5	230,00	196,32	950,12	719,87	0,85	21,48
25	1	230,00	190,75	975,20	650,27	0,83	25,45
	2	230,00	189,12	965,89	674,15	0,82	25,02
	3	230,00	188,60	964,01	678,96	0,82	25,02
	4	230,00	184,64	954,71	707,98	0,80	25,64
	5	230,00	183,09	965,96	697,02	0,80	26,62
30	1	230,01	175,18	986,05	664,47	0,76	31,80
	2	230,01	174,71	953,45	734,23	0,76	30,06
	3	230,00	173,72	946,52	751,21	0,76	30,30
	4	231,58	173,00	920,77	805,97	0,75	30,00
	5	234,66	173,46	917,49	809,45	0,74	30,00
35	1	269,79	175,24	963,49	681,78	0,65	35,00
	2	270,22	175,05	960,86	687,47	0,65	35,00
	3	275,51	176,07	959,82	683,23	0,64	35,00
	4	287,33	177,65	950,17	690,86	0,62	35,00
	5	286,67	176,29	934,69	727,20	0,61	35,00

Grafik hasil kuat tekan prediksi beton terhadap hasil uji kuat tekan sampel beton di laboratorium dapat dilihat pada **Gambar 4**. Terdapat pola peningkatan nilai kuat tekan seiring dengan bertambahnya nilai kuat tekan rencana, namun masih terdapat selisih yang cukup jauh antara hasil kuat tekan prediksi dengan hasil uji kuat tekan sampel beton di laboratorium.

Gambar 4. Hasil Kuat Tekan Prediksi terhadap Hasil Uji Kuat Tekan di Laboratorium



RMSE digunakan untuk mengukur kinerja model komputasi kedua dan dihitung berdasarkan nilai hasil uji kuat tekan sampel beton terhadap kuat tekan rencana dan kuat tekan prediksi. Nilai RMSE terdapat pada **Tabel 4**. RMSE yang dihasilkan terhadap kuat tekan rencana dan kuat tekan prediksi sangat besar. Hal ini dapat mengindikasikan tingkat akurasi model komputasi dalam memprediksi nilai kuat tekan beton dengan spesifikasi Indonesia sangatlah rendah. Hal ini dapat diakibatkan oleh berbagai faktor, seperti tingkat akurasi *dataset*, perbedaan harga satuan material, perbedaan karakteristik material, hingga peralatan dan metode yang digunakan dalam tahapan *mixing* campuran beton.

Tabel 4. Nilai RMSE terhadap Kuat Tekan Rencana dan Kuat Tekan Prediksi

Kuat Tekan Rencana (MPa)	Kuat Tekan Prediksi (MPa)	Tegangan Hancur 14 Hari (MPa)	RMSE Terhadap Kuat Tekan Rencana (MPa)	RMSE Terhadap Kuat Tekan Prediksi (MPa)
20,00	21,99	9,03	10,48	12,46
		10,04		
25,00	25,45	10,04	14,80	15,25
		10,37		
30,00	31,80	13,05	17,63	19,43
		11,71		
35,00	35,00	16,39	17,17	17,17
		19,40		

Salah satu faktor yang paling mencolok dalam *dataset* yang digunakan adalah data rasio w/c (*water/cement ratio*). Pada dasarnya, rasio w/c rendah akan menghasilkan beton dengan kuat tekan tinggi dan begitu pula sebaliknya. Kuat tekan beton juga akan berkurang secara drastis seiring dengan penambahan jumlah air dalam campuran beton (Popovics & Ujhelyi, 2008). Semakin rendah nilai w/c mengindikasikan jumlah semen yang digunakan lebih banyak dibandingkan air.

Berdasarkan *dataset* yang digunakan untuk model komputasi kedua, nilai kuat tekan untuk rentang rasio w/c pada *mix design* sebesar 0,61 – 0,86 (Tabel 4.11) berkisar pada angka 6,47 – 33,70 MPa dengan nilai kuat tekan rata-rata sebesar 19,10 MPa. Penelitian yang dilakukan oleh Varma (2015) menunjukkan bahwa terdapat penurunan nilai kuat tekan beton seiring dengan bertambahnya rasio w/c. *Mix design* dibuat berdasarkan peraturan IS 456-2000 dengan material lokal dari India. Hasil menunjukkan bahwa untuk rasio w/c sebesar 0,60 didapatkan kuat tekan rata-rata untuk umur beton 28 hari sebesar 18,22 MPa saja.

Berdasarkan grafik hubungan antara rasio w/c terhadap nilai kuat tekan untuk beton *non-air-entrained* menurut Amhudo et al. (2018), kuat tekan yang didapatkan dengan rentang rasio w/c sebesar 0,65 – 0,86 kurang dari 23 MPa. Maka dari itu, tingkat akurasi dari data yang terdapat *dataset* perlu diteliti lebih lanjut. *Training* model komputasi menggunakan *dataset* dengan spesifikasi dari Taiwan juga memungkinkan model komputasi mengalami kesulitan dalam memprediksi komposisi *mix design* beton dengan spesifikasi Indonesia. Hal ini yang memungkinkan terjadinya perbedaan yang sangat signifikan apabila hasil prediksi *mix design* beton diuji di laboratorium Indonesia.

Perbedaan harga satuan yang digunakan juga dapat menyebabkan adanya perbedaan komposisi *mix design* yang dihasilkan. Harga satuan material yang digunakan oleh I-Cheng Yeh (2007a) dengan yang digunakan pada penelitian ini dibandingkan menggunakan *normalized value* terhadap harga satuan semen. Perbandingan harga satuan yang digunakan terdapat pada **Tabel 5**. Harga satuan material yang digunakan di Indonesia relatif lebih mahal dibandingkan Taiwan. Perbedaan yang cukup signifikan antara harga satuan material lokal di Taiwan dengan material di Indonesia ini dapat menjadi salah satu penyebab perbedaan hasil prediksi komposisi *mix design* beton yang dihasilkan oleh LS-SVM.

Tabel 5. Perbandingan Harga Satuan yang Digunakan di Taiwan dengan Indonesia

Material	Harga Satuan yang Digunakan oleh Yeh (2007a) (USD/kg)	Normalized Value	Harga Satuan yang Digunakan dalam Penelitian (USD/kg)	Normalized Value
Semen	0,06525	1,00000	0,14200	1,00000
Air	0,00029	0,00444	0,00004	0,00030
Agregat Halus	0,00812	0,12444	0,04970	0,35000
Agregat Kasar	0,00684	0,10489	0,05680	0,40000

Adanya perbedaan spesifikasi maupun kualitas material yang digunakan dalam percobaan ini dengan yang terdapat pada *dataset* memiliki pengaruh yang cukup signifikan terhadap perilaku beton yang dihasilkan. Spesifikasi material yang digunakan dalam pembuatan sampel benda uji dibuat mendekati dengan spesifikasi material yang terdapat dalam literatur I-Cheng Yeh (1998) dan dapat dilihat pada **Tabel 6**. Agregat yang digunakan dalam penelitian ini tidak dicuci terlebih dahulu sehingga memungkinkan adanya kotoran ikut tercampur. Adanya kotoran organis dapat melemahkan lekatan antara semen dengan partikel agregat, menyebabkan kuat tekan yang dihasilkan akan semakin kecil (Kanbar-Agha, 1963).

Tabel 6. Perbandingan Spesifikasi Material yang Digunakan dalam Percobaan dengan Dataset

Material	Spesifikasi pada Dataset Yeh (1998)	Spesifikasi pada Percobaan
Portland Cement	Portland cement yang memenuhi ASTM tipe I	Ordinary Portland Cement (OPC) ex. Semen Gresik
Air	Air kran	Air kran (PDAM)
Agregat Kasar	Crushed natural rock dengan ukuran agregat maksimum 10 mm	Batu pecah (<i>crushed natural rock</i>) dengan ukuran agregat maksimum 20 mm
Agregat Halus	Washed natural river sand dengan modulus kehalusan 3,00	Unwashed natural river sand ex. Mojokerto dengan modulus kehalusan 1,48

Perlu diingat bahwa metode pencampuran serta peralatan yang digunakan dalam tahap pencampuran yang digunakan pada literatur berbeda dengan pada penelitian ini. Metode pencampuran yang digunakan pada penelitian ini adalah *dry mixing* dengan *tilting drum mixer*. Alat *mixing* yang digunakan dalam literatur berupa *pan mixer* (Yeh, 1998, 2007a).

5. KESIMPULAN

Kinerja pemodelan komputasi dalam memprediksi campuran beton yang optimal sudah cukup baik. Hal ini ditandai dengan nilai RMSE yang didapatkan cukup rendah, dimana RMSE untuk model prediksi kuat tekan beton adalah sebesar 5,07 MPa dan nilai untuk model prediksi *slump* adalah sebesar 6,68 cm. Namun, berdasarkan pengujian kuat tekan sampel beton di laboratorium, hasil kuat tekan yang dihasilkan sangat jauh dari hasil kuat tekan prediksi yang dihasilkan oleh pemodelan komputasi, ditandai dengan rata-rata nilai RMSE terhadap kuat tekan rencana mencapai angka 15,02 dan rata-rata RMSE terhadap kuat tekan prediksi sebesar 16,08. Ini mengindikasikan bahwa kemampuan model komputasi untuk memprediksi campuran beton dengan spesifikasi Indonesia kurang baik. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti keterbatasan *dataset* yang dapat digunakan sebagai bahan *training* untuk model LS-SVM, tingkat akurasi *dataset* yang digunakan, perbedaan harga satuan material, perbedaan karakteristik material, hingga peralatan dan metode yang digunakan dalam proses *mixing*.

6. REFERENSI

- Abolpour, B., Abolpour, B., Abolpour, R., & Bakhshi, H. (2013). Estimation of Concrete Compressive Strength by a Fuzzy Logic Model. *Research on Chemical Intermediates*, 39(2), 707–719. <https://doi.org/10.1007/s11164-012-0591-0>
- Amhudo, R. L., Tavio, T., & Putu Raka, I. G. (2018). Comparison of Compressive and Tensile Strengths

- of Dry-Cast Concrete with Ordinary Portland and Portland Pozzolana Cements. *Civil Engineering Journal*, 4(8), 1760. <https://doi.org/10.28991/cej-03091111>
- Brabanter, K. De, Karsmakers, P., Ojeda, F., Alzate, C., Brabanter, J. De, Pelckmans, K., ... Suykens, J. a K. (2011). *Least Squares - Support Vector Machine Matlab/ C Toolbox*. Retrieved from <https://www.esat.kuleuven.be/sista/lssvmlab/>
- Kanbar-Agha, F. (1963). *Effect of Aggregate on the Quality of Concrete*. Kansas State University.
- Liu, G., & Zheng, J. (2019). Prediction Model of Compressive Strength Development in Concrete Containing Four Kinds of Gelled Materials with the Artificial Intelligence Method. *Applied Sciences*, 9(6), 1039. <https://doi.org/10.3390/app9061039>
- Nikoo, M., Torabian Moghadam, F., & Sadowski, Ł. (2015). Prediction of Concrete Compressive Strength by Evolutionary Artificial Neural Networks. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2015, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2015/849126>
- Nugraha, P., & Antoni. (2007). *Teknologi Beton*. Andi, Yogyakarta.
- Popovics, S., & Ujhelyi, J. (2008). Contribution to the Concrete Strength versus Water-Cement Ratio Relationship. *Journal of Materials in Civil Engineering*, 20(7), 459–463. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0899-1561\(2008\)20:7\(459\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0899-1561(2008)20:7(459))
- Santosa, S., Budi, B. S., Setiyono, K. J., Hadi, T., & Hardono, T. S. (2016). Pemodelan Desain Campuran Beton dengan Backpropagation Neural Networks. *Jurnal Teknologi Informasi*, 12(April), 25–30.
- Wang, H., & Hu, D. (2005). Comparison of SVM and LS-SVM for regression. *Proceedings of 2005 International Conference on Neural Networks and Brain Proceedings, ICNNB'05*, 1(5), 279–283. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icnnb.2005.1614615>
- Yeh, I.-C. (1998). Modeling of Strength of High-Performance Concrete Using Artificial Neural Networks. *Cement and Concrete Research*, 28(12), 1797–1808. [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(98\)00165-3](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(98)00165-3)
- Yeh, I.-C. (2007a). Computer-Aided Design for Optimum Concrete Mixtures. *Cement and Concrete Composites*, 29(3), 193–202. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2006.11.001>
- Yeh, I.-C. (2007b). Modeling Slump Flow of Concrete Using Second-Order Regressions and Artificial Neural Networks. *Cement and Concrete Composites*, 29(6), 474–480. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2007.02.001>