

SELEKSI ARAH SUDUT KOMPUTASI DAN FITUR GLCM PADA EKSTRAKSI CITRA KAYU JATI, MAHONI, MINDI, DAN SENGON

Stefanus Santosa^{1,*}, Martono¹, Marchus Budi Utomo¹, Basuki Setiyo Budi¹

¹Jurusan Teknik Sipil oliteknik Negeri Semarang
Jl. Prof.H. Sudarto, S.H. Tembalang Semarang 50275

^{*}Email : stefanus.st@gmail.com

Abstract

Research on feature extraction of wood texture with features and angle direction is rarely done, especially in teak, mahogany, mindi, and albasia. This research is needed to select more efficient and effective features and angle directions to identify wood species. The features tested were Angular Second Moment (ASM), Contrast, IDM / Homogeneity, Entropy, Correlation and the direction of the computational 0, 45, 90, and 135 degrees of gray level co-occurrence matrix (GLCM). The experimental results show that the selected angles are 0, 45, and 90 degrees and features are IDM and Entropy.

Kata kunci : *gray level co-occurrence matrix (GLCM), features extraction, wood classification*

PENDAHULUAN

Teknik perawatan dan pemeliharaan konstruksi gedung tidak bisa terlepas dari komponen bahan bangunan yang berupa kayu. Kayu merupakan bagian bangunan yang lemah, mudah rusak, dan rawan kegagalan karena merupakan bahan organik. Tidak seperti bahan bangunan lain seperti baja, batu bata, atau beton yang semakin tua umurnya semakin kuat. Oleh sebab itu pengetahuan dan perlakuan terhadap bahan bangunan ini perlu dilakukan dengan tepat. Meskipun kayu memiliki kelemahan namun nilai artistik dan harganya yang murah, dibandingkan beton atau baja, menyebabkan bahan ini tetap populer untuk digunakan sebagai komponen struktural maupun nonstruktural bangunan termasuk interior.

Dalam dunia rekayasa khususnya teknik perawatan dan pemeliharaan bangunan sering terjadi kesalahan identifikasi kayu oleh pekerja/pelaksana karena terbatasnya pengetahuan dan pengalaman. Hal ini mengakibatkan waktu yang dibutuhkan untuk identifikasi lebih lama, tidak akurat, dan juga menambah biaya operasional (Pramunendar, 2013) (Yuwono, 2013). Banyaknya jenis kayu yang ada membuat proses pengenalan dan identifikasi jenis kayu secara manual harus dilakukan berulang-ulang dan terus-menerus. Kenyataan ini menyebabkan timbulnya kelelahan sehingga berdampak pada akurasi hasil identifikasi.

Kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon merupakan jenis kayu yang populer di dunia konstruksi bangunan

dan interior bangunan di Indonesia. Namun penelitian tentang model komputasi cerdas untuk identifikasi jenis kayu tersebut jarang dilakukan. Untuk mendapatkan lebih banyak informasi mengenai karakteristik intrinsik kayu, terutama bila hanya sedikit informasi yang tersedia tentang komposisi anatomis atau kimia suatu jenis kayu, perlu dikembangkan dan diterapkan teknik yang akurat, cepat, dan dapat dipercaya (Nisgoski, 2017).

Saat ini telah berkembang disiplin ilmu yang disebut *Computational Engineering*. *Computational Engineering* adalah bidang multidisiplin baru dan sedang berkembang pesat yang menerapkan metode perhitungan dan analisis komputasional yang canggih terhadap proses rekayasa. Disiplin ilmu ini menggunakan komputer untuk memecahkan masalah desain-desain penting untuk berbagai industri. (Takisawa, 2014), (University of Texas, 2018). *Computational Engineering* berkaitan dengan pengembangan dan penerapan model komputasi dan simulasi yang sering digabungkan dengan komputasi kinerja tinggi untuk memecahkan masalah fisik yang kompleks seperti pada identifikasi jenis kayu.

Guna mengatasi permasalahan identifikasi jenis kayu tersebut di atas, khususnya kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon, maka peneliti menggunakan pendekatan *Computational Engineering* berbasis komputasi cerdas. *Computational Engineering* yang menjadi fokus kajian peneliti adalah *Material Analysis*

(Strength, Stress, Mix Design, Composition), *Structural Analysis* (Conventional, Composite, Hybrid), dan *Management* (Emergency Management, Construction Management, Project Management, Maintenance Management, dsb.).

Penelitian *Computational Engineering* khususnya dalam bidang teknik sipil telah banyak dilakukan oleh penulis. Penelitian yang berkaitan dengan *Computational Engineering* pada Struktur Bangunan diantaranya adalah “Pemodelan Bangunan untuk Simulasi Respons Struktur Akibat Beban Dinamik (2011)”, dan “Modifikasi Balok Beton Tulangan Komposit Guna Meningkatkan Daktilitas dan Efisiensi Anggaran Biaya pada Konstruksi Bangunan Gedung (2014)”. Penelitian yang berkaitan dengan Manajemen Transportasi diantaranya adalah “Prediksi Data Arus Lalu Lintas Jangka Pendek Menggunakan Neural Network dengan Optimasi Pelatihan Berbasis Genetik Algorithm” (Rabiha, 2013), dan “Optimasi Kemampuan Segmentasi Otsu pada Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Gaussian (2017)”.

Sedangkan penelitian yang berkaitan dengan Material Bangunan diantaranya adalah “Pengaruh Pemanfaatan Limbah Batu Bara (fly ash) terhadap Kekuatan Tekan Mortar Type M (2012)”, Pengaruh Pemanfaatan Limbah Batu Bara (Fly Ash dan Bottom Ash) terhadap Kekuatan Tekan Mortar Mutu Adukan (Spesi/ Plester) (2013)”, “Pemodelan

Desain Campuran Beton dengan Backpropagation Neural Networks (Santosa, dkk., 2016)”, “Model Prediksi Slump Beton dengan Backpropagation Artificial Neural Networks (Santosa, 2016)”, “Model Prediksi Slump Beton dengan Artificial Neural Networks dan Optimasi Genetic Algorithm (2016)”, dan “Evolutionary Artificial Neural Networks for Concrete Mix Design Modelling (Santosa dan Santosa, 2017)”. Penelitian yang dilakukan saat ini berkaitan dengan bidang kajian Material Bangunan khususnya identifikasi jenis kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon.

Identifikasi jenis kayu baik di industri konstruksi bangunan maupun industri *furniture* umumnya masih dilakukan secara visual berdasarkan ciri ukuran, warna, serat, dan coraknya. Kesulitan sering terjadi karena banyak jenis kayu yang berbeda memiliki *patern* yang sama dan sebaliknya. Spesies kayu dengan fitur morfologi dan anatomis yang serupa sangat sulit untuk diklasifikasikan, membutuhkan waktu yang cukup lama, harus dilakukan berulang-ulang sehingga melelahkan, dan akurasi rendah. Ekstraksi tekstur kayu berkaitan dengan fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi, misalnya pada *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) atau *local binary pattern* (LBP), merupakan suatu hal yang sangat penting. Namun penelitian tentang pengaruh fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi masih jarang dilakukan.

Pengaruh fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi sangat penting

dilakukan karena pada umumnya penggunaan kayu di industri baik industri *furniture* rumah tangga maupun industri konstruksi bangunan cenderung pada arah memanjang pohon sehingga secara visual lebih banyak terekspos sisi memanjang pohon. Tekstur pada arah memanjang pohon cenderung berupa guratan memanjang. Hal ini memerlukan analisis yang berkaitan dengan fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi.

Penelitian dengan pendekatan *Computational Engineering* ini bertujuan untuk membuat Model identifikasi jenis kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon melalui ekstraksi citra kayu menggunakan GLCM. Pengaruh fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi dianalisis dengan maksud untuk memperoleh efisiensi komputasi sehingga dapat menghemat waktu, memori, dan berbagai sumberdaya komputasi lainnya. Penelitian ini memiliki keutamaan berupa ditemukannya Model Ekstraksi Fitur Jenis Kayu Jati, Mahoni, Mindi, dan Sengon secara cepat, mudah, ekonomis, dan akurat khususnya yang berkaitan dengan fitur ekstraksi dan arah sudut komputasi yang paling kuat pengaruhnya.

Pendekatan yang telah dilakukan oleh banyak peneliti untuk ekstraksi fitur adalah SIFT algorithm (Hu, 2015) Gabor filters (Ibrahim, 2017), dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), (Mohan, 2014), (Yusof, 2013), (Pramunendar, 2013), (Wang, 2010), (Bremananth, 2009), (Taman, 2014), (Kobayashi, 2015). Algoritma GLCM menjadi pilihan yang populer

karena algoritma ini kuat untuk diterapkan pada proses rotasi sedemikian rupa sehingga citra tekstur kayu dapat ditangkap pada setiap orientasi resolusi yang sama.

Mohan menggunakan GLCM untuk pemilihan fitur, yakni: entropi, standar deviasi, dan korelasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model ekstraksi yang diusulkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi hingga 95% (Mohan, 2014). Kobayashi mencoba mengidentifikasi spesies kayu melalui analisis tekstur berbasis citra menggunakan GLCM dan *principal component analysis* (PCA). Meskipun model rekognisi ini masih dasar dan sederhana, tetapi spesies dapat diklasifikasikan dengan baik dan akurasinya sempurna

(Kobayashi, 2015). Berdasarkan *state of the art* yang telah diuraikan di atas diketahui bahwa *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) merupakan algoritma yang dapat diandalkan untuk mengekstraksi fitur dan mengklasifikasi jenis kayu.

METODE PENELITIAN

Strategi dan tahapan penelitian untuk menciptakan model ekstraksi fitur kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon adalah sebagai berikut.

Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan empat (4) jenis kayu yaitu kayu jati, mahoni, mindi, dan sengon.. Data merupakan data primer dengan total 400 data dari 4 jenis kayu, sehingga 1 jenis kayu terdapat 100 data gambar.



a. Kayu Jati



b. Kayu Mahoni



c. Kayu Sengon



d. Kayu Mindi

Gambar 1 Jenis Kayu

Eksperimen

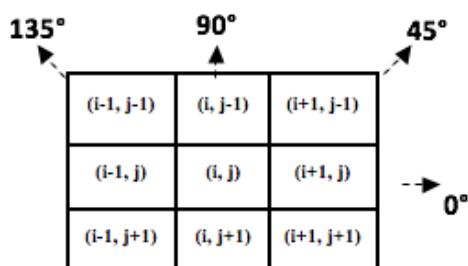
Citra asli yang telah dikumpulkan dihilangkan backgroundnya dengan cara memberikan nilai 0 untuk *background*. Proses penghapusan *background* dimulai dengan proses blurring menggunakan matrix blur untuk menghilangkan noise pada gambar. Setelah itu, kayu dideteksi menggunakan sobel filter. Karena beberapa tepi terputus, maka dilakukan operasi morfologi (close dan open) untuk menghubungkan sisi yang tidak terhubung.

Proses normalisasi dilakukan untuk menyamakan domain warna yang digunakan. Gambar data asli diubah menjadi *grayscale*. Ukuran gambar tidak dirubah karena fitur GLCM yang digunakan pada ekstraksi fitur tidak menuntut ukuran yang sama. Penelitian ini menggunakan 5 fitur GLCM yakni *Angular Second Moment* (ASM), Kontras, IDM/ *Homogeneity*, Entropi, dan Korelasi yang diterapkan pada 4 sudut yaitu sudut 0°, 45°, 90°, 135°. Dengan demikian setiap gambar menghasilkan 20 fitur.

HASIL DAN PEMBAHASAN
Pengaruh Posisi Citra pada Sudut
Komputasi GLCM

GLCM merupakan suatu matriks kookurensi yang merepresentasikan

hubungan ketetanggaan antarpiksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial (Prasetyo 2010), (Sihombing, 2017). Terdapat 4 sudut komputasi dalam GLCM, yaitu $\delta=0^\circ$, $\delta=45^\circ$, $\delta=90^\circ$, $\delta=135^\circ$.



Gambar 2. Sudut Matrik Kookurensi

Distribusi spasial dari tekstur kayu memiliki karakteristik yang khas. Pada umumnya penggunaan kayu di industri baik industri *furniture* rumah tangga maupun industri konstruksi bangunan cenderung pada arah memanjang pohon sehingga secara visual lebih banyak terekspos sisi memanjang pohon. Tekstur pada arah memanjang pohon cenderung berupa guratan memanjang. Jarang sekali berbentuk melingkar seperti arah penampang pohon yang menandai perkembangan kambium, kecuali pada area mata kayu. Gambar 1 menunjukkan arah guratan memanjang

dari kayu jati, mahoni, sengon, dan mindi.

Pada posisi citra seperti tercantum di gambar 1, yakni dengan arah tekstur kayu yang memanjang analisis analisis tekstur GLCM berdasarkan arah sudut komputasi memperoleh hasil seperti yang tercantum pada Tabel 1. Pada sudut 135 derajat terpilih 2 fitur dari total 5 fitur yang digunakan untuk komputasi, atau sebesar 40%. Pada sudut 0, 45, dan 90 derajat terpilih berturut-turut 3 fitur yang menunjukkan prosentase yang sama, yakni 60%, 60%, dan 60%.

Tabel 1. Pengaruh Posisi Pengambilan Citra pada Sudut Komputasi GLCM

	Sudut 0	Sudut 45	Sudut 90	Sudut 135
Fitur Terpilih				
GreyLayer	3	3	3	2
% Fitur Terpilih	60%	60%	60%	40%

Komputasi ekstraksi fitur GLCM bekerja berdasarkan intensitas ketetanggaan pixel yang sama. Pada citra dengan arah tekstur memanjang, arah komputasi GLCM pada sudut 0 derajat memiliki variasi gradasi warna

pixel rendah, sedangkan pada arah 90 derajat memiliki variasi gradasi warna yang tinggi. Namun pada arah guratan melengkung (lihat Gambar 3) gradasi rendah bisa terjadi pada arah sudut 45° maupun 90°.



Gambar 3. Arah Guratan Kayu

Selain guratan asli tektur kayu, bekas luka gergaji (guratan arah vertikal) juga cukup dominan dalam membentuk tekstur kayu yang ada di industri konstruksi. Guratan bekas gergaji memperlihatkan pada arah sudut 90° gradasi citra rendah. Hal yang menarik dari eksperimen ini adalah semua jenis kayu memiliki bekas gergajian sehingga semakin menyulitkan dalam proses identifikasi. Oleh sebab itu walaupun arah sudut komputasi 90° merupakan sudut yang terseleksi namun belum tentu memiliki pengaruh yang signifikan dalam membedakan jenis kayu. Hal ini dapat ditindaklanjuti dengan pengujian pada layer selain gray, seperti layer red, layer green, dan layer blue. Diharapkan dengan adanya layer warna ini arah sudut komputasi 90° akibat bekas gergaji dapat teruji lebih mendalam.

Jenis Fitur GLCM yang Terseleksi pada Arah Sudut Komputasi 0°, 45°, dan 90°

Penelitian ini menggunakan 5 fitur GLCM, yakni *Angular Second Moment* (ASM), Kontras, IDM/*Homogeneity*, Entropi, dan Korelasi.

a. Fitur GLCM

Fitur- fitur GLCM yang digunakan dalam penelitian ini ada 5 yang merupakan fitur yang sering digunakan (Pramunendar, 2013) (Sihombing, 2017) yaitu :

1. *Angular Second Moment* (ASM). Fitur ini mengukur homogenitas gambar melalui jumlah kuadrat elemen gambar pada matrik kookurensi. ASM yang sering juga disebut energi atau uniformity bernilai tinggi jika gambar homogen.

$$ASM = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{P(i, j)\}^2 \dots (2.1)$$

G = jumlah intensitas warna yang digunakan.

2. Kontras adalah perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang

berdekatan. Akan bernilai nol untuk gambar yang konstan.

$$\text{Kontras} = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^G \sum_{j=0}^G P(i, j) \right\}, |i - j| = n \dots (2.2)$$

3. Korelasi adalah ketergantungan linier antara piksel pada posisi tertentu terhadap piksel lain. Nilai yang lebih tinggi diperoleh pada daerah *gray-level* yang sama.

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i, j) (P(i, j) - \mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \dots (2.3)$$

Dengan =

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{G-1} P(i, j) \dots \dots \dots (2.4)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=0}^{G-1} P(i, j) \dots \dots \dots (2.5)$$

$$\mu_i' = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} i * P(i, j) \dots \dots (2.6)$$

$$\mu_j' = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} j * P(i, j) \dots \dots (2.7)$$

$$\sigma_i' = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i, j) (i - \mu_i')^2 \dots (2.8)$$

$$\sigma_j' = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i, j) (j - \mu_j')^2 \dots (2.9)$$

4. IDM / *Homogeneity* mengukur homogenitas lokal gambar.

IDM

$$= \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j) \dots (2.10)$$

5. Entropi semakin tidak seragam piksel-pikselnya maka entropinya akan semakin kecil, semakin besar nilai entropinya maka gambar tersebut semakin seragam.

$$\text{Entropi} = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (P(i, j) \times \text{Log}(P(i, j) \dots (2.12)$$

Kegiatan analisis tekstur tergantung pada karakteristik fitur tekstur yang diamati. Fitur tekstur yang berbeda memiliki karakteristik dan pendekatan berbeda. Dari hasil eksperimen tidak semua fitur terseleksi untuk mengekstrak kayu jati, mahoni, sengon, dan mindi.

Tabel 2. Jenis Fitur GLCM Terseleksi pada Arah Sudut Komputasi 0°, 45°, dan 90°

	Sudut 0	Sudut 45	Sudut 90	Hasil Seleksi
ASM	0	1	0	1
Kontras	0	0	0	0
IDM	1	1	1	3
Entropi	1	1	1	3
Korelasi	1	0	1	2

Berdasarkan Tabel 2 di atas, fitur yang terseleksi terbanyak adalah IDM dan Entropi, berikutnya adalah Korelasi yang terseleksi 2 kali. Fitur ASM hanya terseleksi satu kali sedangkan Kontras tidak terseleksi sama sekali. Kontras adalah perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang berdekatan. Hal ini menunjukkan bahwa citra kayu cenderung memiliki variasi intensitas dan tekstur yang lembut, tidak kontras. Warna, serat, dan coraknya cenderung seragam. Tekstur dan guratan kayu khususnya jati, mahoni, mindi, dan sengon cenderung merata, tidak memiliki perbedaan tampilan yang mencolok.

Fitur ASM mengukur homogenitas gambar melalui jumlah kuadrat intensitas elemen gambar pada matrik kookurensi. Bila bernilai tinggi maka citra tersebut termasuk homogen, tidak memiliki perbedaan intensitas yang signifikan. Pada data set penelitian ini ASM kurang terseleksi kemungkinan karena citra pixel kayu jati, mahoni, sengon, dan mindi memiliki intensitas pixel yang mirip dengan kemungkinan sama-sama memiliki homogenitas yang tinggi sehingga jika fitur ini digunakan akan tidak efektif dalam menemukan perbedaan di antara tekstur kayu-kayu tersebut.

Fitur GLCM yang dominan adalah IDM dan Entropi. IDM mengukur homogenitas lokal yang terdapat pada citra. Fitur IDM terseleksi kemungkinan karena karakteristik citra kayu yang tidak homogen pada seluruh permukaan namun terdapat homogenitas lokal

pada area-area tertentu khususnya pada guratan dan mata kayu.

Fitur entropi terseleksi karena dapat membedakan tingkat keseragaman pixel pada citra kayu yang diekstraksi. Bila intensitas pixel semakin tidak seragam maka entropinya akan semakin kecil, semakin besar nilai entropinya maka citra tersebut semakin seragam. Perbedaan tingkat keseragaman ini penting untuk dipertimbangkan dalam proses identifikasi.

Dari hasil eksperimen ini dapat disimpulkan bahwa tidak semua fitur GLCM penting untuk digunakan dalam proses identifikasi kayu khususnya kayu jati, mahoni, sengon, dan mindi. Semakin banyak fitur yang dilibatkan dalam proses identifikasi semakin tinggi pula sumberdaya yang harus dilibatkan dalam komputasi. Fitur yang efektif digunakan adalah fitur IDM dan fitur entropi. Diharapkan dengan hanya melibatkan kedua fitur ini proses identifikasi dapat berlangsung secara efektif dan efisien.

SIMPULAN

Dari hasil penelitian ini dapat diambil kesimpulan bahwa pada posisi citra kayu dengan arah tekstur memanjang analisis tekstur GLCM berdasarkan arah sudut komputasi memperoleh hasil bahwa sudut terseleksi adalah 0, 45, dan 90 derajat. Walaupun arah sudut komputasi 90° merupakan sudut yang terseleksi namun belum tentu memiliki pengaruh yang signifikan dalam membedakan jenis kayu karena terbentuknya tekstur bekas gergajian. Hal ini dapat ditindaklanjuti dengan

pengujian pada layer selain *gray*, seperti *layer red*, *layer green*, dan *layer blue*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa fitur yang efektif digunakan dalam ekstraksi adalah fitur IDM dan fitur entropi. Diharapkan dengan hanya melibatkan kedua fitur ini proses identifikasi kayu jati, mahoni, sengon, dan mindi dapat berlangsung secara efektif dan efisien.

UCAPAN TERIMAKASIH

Peneliti mengucapkan terimakasih kepada CV. Majawana dan Pendidikan Industri Kayu (PIKA) Semarang atas keterlibatannya dalam penyediaan data.

DAFTAR PUSTAKA

- Bremananth, R., Nithya B, and Saipriya R., 2009, *Wood-Species-Recognition-System*. World Academy of Science, Engineering and Technology. International Journal of Computer and Information Engineering, Vol:3, No:4, 2009.
- Hu, S., Li, K., Bao, X., 2015, *Wood species recognition based on SIFT keypoint histogram*. 2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2015, Pages: 702 – 706.
- Ibrahim, I., Khairuddin, A.S.M., Talip, M.S.A., Yusof, R., 2017, *Tree species recognition system based on macroscopic image analysis*. Wood Sci Technol, (2017) 51:431–444, DOI 10.1007/s00226-016-0859-4.
- Kobayashi, K., Akada, M., Torigoe, T., Imazu, S., Sugiyama, J., 2015, *Automated recognition of wood used in traditional Japanese sculptures by texture analysis of their low-resolution computed tomography data*. J Wood Sci (2015) 61:630–640, DOI 10.1007/s10086-015-1507-6.
- Mohan, S., Venkatachalaathy, K., and Sudhakar, P., 2014, *An intelligent recognition system for identification of wood species*. Journal of Computer Science 10 (7): 1231-1237, 2014, ISSN: 1549-3636, doi:10.3844/jcssp.2014.1231.1237.
- Nisgoski, S., Oliveira, A.A., Muniz, G.B., 2017, *Artificial neural network and SIMCA classification in some wood discrimination based on near-infrared spectra*. Wood Sci Technol (2017) 51:929–942, DOI 10.1007/s00226-017-0915-8.
- Pramunendar, R. A., Supriyanto, C., Novianto, D. H., Yuwono, I. N., Shidik, G. F., and Andono, P. N., 2013, *A classification method of coconut wood quality based on Gray Level Co-occurrence matrices*. International Conference on Robotics, Biomimetics, Intelligent Computational Systems, 2013, pp. 254–257.
- Prasetyo, M. Khalid, R. Yusof, and F. Meriaudeau, 2010, *A Comparative Study of Feature Extraction Methods for Wood Texture Classification*, in 2010 Sixth International Conference on Signal-Image Technology and

- Internet Based Systems, pp. 23–29.
- Putra, E.D. Santosa, S., 2017, *Optimasi Kemampuan Segmentasi Otsu pada Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Gaussian*. Jurnal Pseudocode, ISSN: 2355-5920, Volume 4 Nomor 1 Februari 2017.
- Rabiha, S.G Santosa, S., 2013, *Prediksi Data Arus Lalu Lintas Jangka Pendek Menggunakan Neural Network dengan Optimasi Pelatihan Berbasis Genetik Algorithm*. Jurnal Teknologi Informasi – ISSN 1414 – 9999, Vol 9, No 2, Oktober 2013.
- Santosa, S. Budi, B.S. Junaidi. Hadi, T., 2016, *Model Prediksi Slump Beton dengan Backpropagation Artificial Neural Networks*. Jurnal Wahana Teknik Sipil – ISSN 0853-8727, Vol 12 No:2, Desember 2016
- 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 - ISSN 1414-9999, Vol 12 No: 1, April 2016.
- Santosa, S. Santosa, Y., 2017, *Evolutionary Artificial Neural Networks for Concrete Mix Design Modelling*. *International Journal of Computer Application (IJCA)*, ISSN: 2250-1797, Issue 7, Vol 5, September 2017.
- Sihombing, V. S. H. Gunawan, and R. Sawitri, 2014, *Diversity and community structure of fish, plankton and benthos in Karangsong mangrove conservation areas, Indramayu, West Java, Indonesia*, Biodiversitas, vol. 18, no. 2, pp. 601–608, 2017.
- Takisawa, 2014, *Computational engineering analysis with the new-generation space–time methods*. Computational Mechanics, August 2014, Volume 54, Issue 2, pp 193–211
- Taman, I. Rosid, N.A.M. Karis, M. Hasim, S.H. Abidin, A.F.Z.A. Nordin, N.S. Omar, N. Jaafar, H.I., 2014, *Classification System for Wood Recognition Using K-Nearest Neighbor with Optimized Features from Binary Gravitational Algorithm*. Conference Recent trends in Engineering & Technology (ICRET'2014) Feb 13-14, 2014 Batam (Indonesia).
- University of Texas, 2018, *Computational Engineering Solving 21st Century Engineering Problems* <http://www.ae.utexas.edu/undergraduate/computational-undergraduate-program>). Diakses tanggal 2 Maret 2018.
- Wang, B. Wang, H. Qi., H., 2010, *Wood Recognition Based on Grey-Level Co-Occurrence Matrix*. International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010).

Yusof, R. & Rosli, N.R., 2013, *Tropical Wood Species Recognition System Based on Gabor Filter as Image Multiplier*. International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems.

Yuwono, I.N., Pramunendar, R.A., Andono, P.N. and Subandi, R.A., 2013, *The Quality Determination of Coconut Wood Density Using Learning Vector Quantization*. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol. 57, no. 1, pp. 82–88, 2013.