

Aplikasi Klasifikasi Sampah Organik dan Non Organik dengan Metode GLCM Dan LS-SVM

Joni Wong

Program Studi Teknik Informatika, STMIK TIME, Medan, Indonesia

Email: joni_hgw@yahoo.com

Email Penulis Korespondensi: joni_hgw@yahoo.com

Abstrak—Sampah merupakan suatu barang yang sudah tidak memiliki manfaat lagi bagi penggunanya yang mana merupakan sisa dari hasil kegiatan aktivitas keseharian manusia atau merupakan hasil dari proses alam yang memiliki bentuk yang padat. Pengolahan sampah yang ada saat ini hanya terbatas pada pengolahan sampah secara konvensional yaitu hanya diangkut dari tempat penghasil sampah ke Tempat Pembuangan Sementara (TPS) dan kemudian hanya dibuang begitu saja ke TPS tanpa dilakukan pengolahan terlebih dahulu, padahal aturan prosedur pengelolaan sampah yang harus dilakukan yaitu pengumpulan sampah kemudian didaur ulang dan dibuang ke TPS, kemudian dilakukan pengangkutan sampah yang akan dibuang di Tempat Pembuangan Akhir. Oleh karena itu, dalam proses pengelolaan sampah, perlu dilakukan pemilahan sampah menjadi sampah organik dan non-organik. Namun, kebanyakan masyarakat masih kesulitan dalam melakukan pemilahan sampah organik dan non organik, sehingga diperlukan sebuah aplikasi untuk membantu sosialisasi pemilahan sampah kepada masyarakat. Pada penelitian ini, akan digunakan metode Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) untuk melakukan klasifikasi jenis sampah. Sementara itu, untuk melakukan proses ekstraksi tekstur dari gambar sampah yang dimasukkan, maka akan digunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Hasil dari penelitian ini adalah sebuah aplikasi klasifikasi sampah yang dapat memberikan pengetahuan dan menambah wawasan bagi pengguna (user) terutama dalam membedakan jenis sampah organik dan sampah anorganik. Penerapan metode GLCM dan LS-SVM pada aplikasi yang dibangun dapat melakukan pendeteksian jenis sampah organik dan anorganik dengan tingkat keberhasilan sebesar 97%.

Kata Kunci: LS-SVM; GLCM; Sampah Organik; Sampah Anorganik; Klasifikasi

Abstract—Garbage is an item that no longer has any benefits for its users, which is the residue from the results of daily human activities or is the result of natural processes that have a solid form. The existing waste processing is only limited to conventional waste processing, which is only transported from the waste-producing place to the Temporary Disposal Site (TPS) and then just dumped into the TPS without processing it first, even though the rules for waste management procedures that must be carried out are: waste collection is then recycled and disposed of to the TPS, then the waste is transported to be disposed of at the Final Disposal Site. Therefore, in the process of waste management, it is necessary to separate waste into organic and non-organic waste. However, most people still have difficulty in sorting organic and non-organic waste, so an application is needed to help socialize waste sorting to the community. In this study, the Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) method will be used to classify the types of waste. Meanwhile, to perform the texture extraction process from the included garbage image, the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method will be used. The result of this research is a waste classification application that can provide knowledge and add insight for users, especially in distinguishing the types of organic waste and inorganic waste. The application of the GLCM and LS-SVM methods in the built application can detect types of organic and inorganic waste with a success rate of 97%.

Keywords: LS-SVM; GLCM; Organic Waste; Inorganic Waste; Classification

1. PENDAHULUAN

Sampah merupakan suatu barang yang sudah tidak memiliki manfaat lagi bagi penggunanya yang mana merupakan sisa dari hasil kegiatan aktivitas keseharian manusia atau merupakan hasil dari proses alam yang memiliki bentuk yang padat. Sampah yang utamanya dari hasil kegiatan manusia, apabila penanganannya tidak tepat maka dapat memiliki dampak buruk baik pada lingkungan maupun kesehatan [1]. Pengolahan sampah yang ada saat ini hanya terbatas pada pengolahan sampah secara konvensional yaitu hanya diangkut dari tempat penghasil sampah ke Tempat Pembuangan Sementara (TPS) dan kemudian hanya dibuang begitu saja ke TPS tanpa dilakukan pengolahan terlebih dahulu, padahal aturan prosedur pengelolaan sampah yang harus dilakukan yaitu pengumpulan sampah kemudian didaur ulang dan dibuang ke TPS, kemudian dilakukan pengangkutan sampah yang akan dibuang di Tempat Pembuangan Akhir [2].

Oleh karena itu, dalam proses pengelolaan sampah, perlu dilakukan pemilahan sampah menjadi sampah organik dan non-organik [3]. Hal ini dikarenakan sampah non-organik susah terurai dan membutuhkan waktu kurang lebih 400 tahun untuk bisa terurai [4]. Pengelolaan sampah rumah tangga umumnya diterapkan dengan memilah sampah organik (sisa makanan dan daun kering) dan sampah non organik (sampah kertas, plastik, kaleng, kaca dan bahan kerumahtanggaan lainnya) [5]. Namun, kebanyakan masyarakat masih kesulitan dalam melakukan pemilahan sampah organik dan non organik, sehingga diperlukan sebuah aplikasi untuk membantu sosialisasi pemilahan sampah kepada masyarakat.

Penelitian mengenai klasifikasi sampah organik dan non organik yang pernah dilakukan sebelumnya adalah Implementasi Sistem Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation, dimana sistem memiliki akurasi 90% dengan kinerja setiap melakukan prediksi membutuhkan waktu rata-rata 42,9 ms [6]. Metode lainnya yang dapat digunakan adalah metode Support Vector Machine (SVM) yang merupakan metode yang berlandaskan pada teori pembelajaran statistik dan memberi hasil yang menjanjikan akan lebih baik dibanding metode lain [7]. Namun, pada SVM menggunakan quadratic programming yang tidak efisien apabila diterapkan pada dimensi ruang yang lebih tinggi. Oleh karena itu usulan metode yang diberikan untuk penelitian ini adalah menggunakan Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) [8]. LS-SVM adalah model yang lebih sederhana dan sudah dimodifikasi dari

metode SVM [9]. Sementara itu, untuk melakukan proses ekstraksi tekstur dari gambar sampah yang dimasukkan, maka akan digunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) [10]. GLCM merupakan salah satu metode statistik untuk ekstraksi ciri tekstur dan termasuk yang paling banyak digunakan dalam teknik analisis tekstur [11].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Sampah

Menurut UU Nomor 18 Tahun 2008 tentang pengelolaan sampah, menyebutkan bahwa sampah merupakan permasalahan nasional sehingga pengelolaannya perlu dilakukan secara komprehensif dan terpadu dari hulu ke hilir agar memberikan manfaat secara ekonomi, sehat bagi masyarakat, dan aman bagi lingkungan, serta dapat mengubah perilaku masyarakat. Menurut definisi World Health Organization (WHO) sampah adalah sesuatu yang tidak digunakan, tidak dipakai, tidak disenangi atau sesuatu yang dibuang yang berasal dari kegiatan manusia dan tidak terjadi dengan sendirinya. Berdasarkan SK SNI tahun 1990, sampah adalah limbah yang bersifat padat yang terdiri dari zat organik dan zat anorganik yang dianggap tidak berguna lagi dan harus dikelola agar tidak membahayakan dan melindungi infestasi pembangunan [12].

2.2 Citra

Citra merupakan salah satu bentuk informasi yang diperlukan manusia selain teks, suara dan video. Informasi ini diperlukan bukan hanya untuk komunikasi antar manusia saja tetapi juga antara manusia dengan mesin. Informasi yang terkandung dalam sebuah citra dapat diinterpretasikan berbeda-beda oleh manusia satu dengan yang lain. Artinya, nilai informasi pada sebuah citra bersifat subyektif tergantung keperluan masing-masing manusia. Oleh karena itu diperlukan pengolahan citra untuk mendapatkan citra yang memiliki informasi yang dikehendaki [13].

2.3 Klasifikasi Citra

Klasifikasi merupakan suatu proses menemukan kumpulan pola atau fungsi yang mendeskripsikan serta memisahkan kelas data yang satu dengan yang lainnya untuk menyatakan objek tersebut masuk pada kategori tertentu yang sudah ditentukan atau dikenal juga sebagai supervised learning. Metode klasifikasi terdiri dari dua proses, yaitu : learning step atau tahap training phase. Algoritma klasifikasi membangun classifier dengan menganalisis atau belajar dari sebuah training set yang memiliki label dan telah tersedia sebelumnya, selanjutnya untuk mengetahui akurasi dari classifier yang telah dibentuk, pada tahap kedua dilakukan pengujian terhadap classifier tersebut dengan menggunakan test set yang merupakan kumpulan data baru yang dipilih secara acak dan bersifat independen dari training set yang artinya data yang digunakan pada test set tidak digunakan untuk membangun classifier [14].

2.4 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) juga memiliki beberapa karakteristik atau fitur tekstur yang seperti halnya dibahas oleh Robert Haralick yang telah mendefinisikan beberapa karakteristik/fitur tekstur citra yang dihitung dari matrix co-occurrence (CM) dengan menyatakan matriks proanorganiklitas :

$$P(i, j) = \frac{CM(i, j)}{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} CM(i, j)} \quad (1)$$

Di antara fitur tersebut adalah Homogeneity, contrast, entropy, dan energy.[15]

1. Uniformity of Energy adalah ukuran homogenitas lokal dan merupakan kebalikan dari entropi. Fitur ini digunakan untuk melihat tingkat keseragaman tekstur. Nilai energi ada pada kisaran [0, 1], di mana 1 menggambarkan area yang homogen.

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (P(i, j))^2 \quad (2)$$

keterangan:

i dan j adalah sifat keabuan dari dua piksel yang berdekatan P(i,j) adalah Co-occurrence Matrix Simetris Ternormalisasi

2. Contrast adalah variasi nilai intensitas lokal dalam matriks co-occurrence. Jika piksel tetangga memiliki nilai intensitas yang mirip atau berdekatan, maka kontras tekstur sangat rendah. Nilai kontras tinggi menunjukkan tekstur dengan variasi intensitas yang tinggi, untuk nilai kontras rendah menunjukkan tekstur yang halus dan lembut.

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 P(i, j) \quad (3)$$

keterangan:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan p (i,j) adalah Proanorganiklitas kolom(i,j) Syarat : Ketika nilai i dan j sama, sel berada pada diagonal dan (i-j) = 0. Nilai-nilai ini merepresentasikan pixel yang keseluruhannya mirip dengan tetangga mereka, sehingga mereka diberi bobot 0.

3. Homogeneity mengukur tingkat homogenitas perulangan struktur tekstur, di mana bobot nilainya merupakan invers dari kontras (contrast). Tingkat Homogeneity tekstur sangat tinggi bila nilai matriks co-occurrence terkonsentrasi sepanjang diagonal matriks. Ini menunjukkan bahwa ada banyak piksel dengan perulangan pasangan nilai intensitas

yang sama sebagai pembentuk struktur tekstur. Homogeneity memiliki kisaran nilai [0, 1]. Untuk nilai Homogeneity sama dengan 1 menunjukkan bahwa tekstur memiliki struktur perulangan yang ideal, sedang bila nilainya rendah menunjukkan bahwa elemen tekstur memiliki variasi yang tinggi dan tersebar secara merata dalam area tekstur.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{P(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (4)$$

keterangan :

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan p (i,j) adalah Proanorganiklitas kolom(i,j).

4. Entropy adalah ukuran tingkat keacakan (randomness) permukaan tekstur akibat gangguan spasial atau frekuensi. Nilai entropi dapat memberi informasi fitur permukaan tekstur yang kasar dan halus. Semakin nilai entropi mendekati satu maka tingkat kekasaran tekstur semakin tinggi, sebaliknya nilai entropi mendekati nol maka permukaan tekstur semakin halus.

$$\text{Entropy} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i,j), \log (P(i,j)) \quad (5)$$

keterangan:

i dan j adalah sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan p (i,j) adalah Co-occurrence Matrix Simetris Ternormalisasi.

2.5 Least Squares Support Vectors Machine (LS-SVM)

Least Squares Support Vectors Machine (LS-SVM) adalah salah satu modifikasi dari SVM. Jika SVM dikarakteristik oleh permasalahan konveks quadratic programming dengan pembatas berupa pertidaksamaan. LS-SVM sebaliknya, diformulasikan dengan menggunakan pembatas yang hanya berupa persamaan. Sehingga solusi LS-SVM dihasilkan dengan menyelesaikan persamaan linier. Hal ini tentunya berbeda dengan SVM yang mana solusinya dihasilkan melalui penyelesaian quadratic programming. Saat ini, LS-SVM banyak dilakukan pada klasifikasi dan estimasi fungsi. LS-SVM di-training dengan meminimalkan :

$$\frac{1}{2} \omega^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (6)$$

Dengan kendala:

$$y_i(\omega^T x_i + b) + e_i = 1, i = 1, \dots, n$$

γ (gamma) merupakan faktor regulasi, x_i merupakan data input dan y_i merupakan keluaran dari x_i , ω, b . Untuk menentukan parameter ω (bobot) dan b (bias) perlu diubah menjadi optimasi tanpa pembatas. Perubahan itu diperlukan itu dilakukan dengan mengubah fungsi Lagrange seperti persamaan ini:

$$(L, w, b, e, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\omega^T x_i + b) + e_i - 1] \quad (7)$$

Dalam hal ini α_i merupakan Lagrange multiplier, yang nilainya bisa positif ataupun negatif hal ini dikarenakan pembatas pada LS-SVM yang berupa persamaan. Sedangkan untuk kondisi optimalitas, maka disederhanakan menjadi :

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial e} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \quad (10)$$

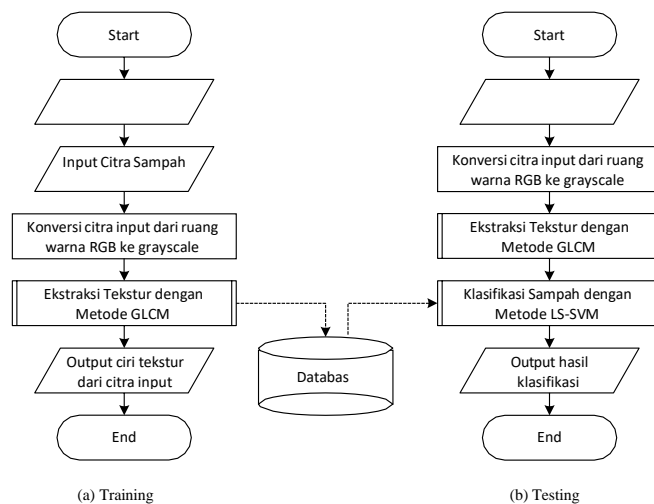
$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \rightarrow y_i [\omega^T x_i + b] - 1 \quad (11)$$

Kemudian seperti pada SVM konvensional, fungsi kernel memungkinkan operasi yang akan dilakukan di ruang input bukan di ruang fitur dimensi tinggi. Beberapa penelitian menggunakan LS-SVM dan fungsi kernel RBF (LS-SVM RBF) secara empiris menghasilkan hasil yang optimal. Untuk masalah klasifikasi dua spiral yang kompleks dapat ditemukan dengan LS-SVM RBF dengan kinerja yang sangat baik dan komputasi rendah [16]. Rumus Fungsi Kernel RBF:

$$K(x, x_i) = \exp \left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (12)$$

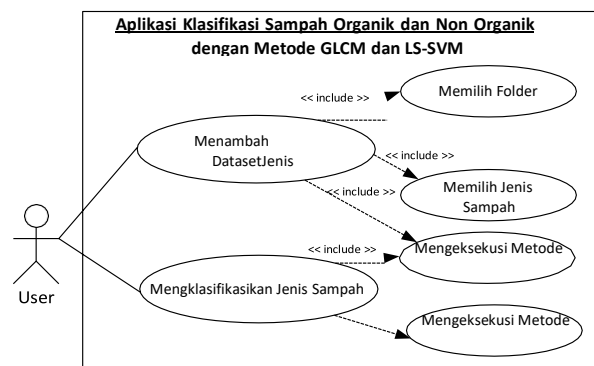
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses kerja dari aplikasi klasifikasi sampah dapat digambarkan dalam bentuk flowchart diagram seperti terlihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Flowchart dari Aplikasi Klasifikasi Sampah Organik dan Non Organik

Untuk memodelkan perangkat lunak, maka akan digunakan bantuan use case diagram. Adapun rancangan use case diagram dari aplikasi klasifikasi sampah organik dan non organik dengan metode GLCM dan LS-SVM dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Use Case Diagram dari Aplikasi Klasifikasi Sampah Organik dan Non Organik dengan Metode GLCM dan LS-SVM

Pada saat pertama kali menjalankan Aplikasi Klasifikasi Sampah Organik dan Non Organik dengan Metode GLCM dan LS-SVM, maka form yang akan muncul pertama kali adalah form 'Main', yang dapat dilihat pada Gambar 3 berikut.



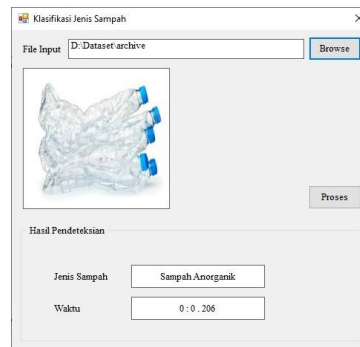
Gambar 3. Form Main

Untuk melakukan proses penambahan dataset ke dalam aplikasi klasifikasi sampah organik dan non organik, maka pengguna dapat mengklik menu Input Dataset sehingga sistem akan menampilkan form Input Dataset seperti terlihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Form Input Dataset Setelah Pemilihan File Citra

Setelah memasukkan dataset yang diperlukan oleh sistem, maka proses dapat dilanjutkan dengan melakukan proses pengenalan jenis sampah. Caranya adalah dengan mengklik menu Pengenalan Jenis Sampah yang terdapat pada form Main, sehingga sistem akan menampilkan form Pengenalan Jenis Sampah seperti terlihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Form Pengenalan Jenis Sampah Setelah Proses Pendeteksian

Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan berbagai jenis gambar dengan jenis sampah yang berbeda dalam gambar. Berikut dirincikan hasil pengujian yang dilakukan. Dataset yang dimasukkan ke dalam database ada sebanyak 500 buah dengan perincian sampah organik sebanyak 250 buah dan sampah anorganik sebanyak 250 buah. Proses pengujian akan dilakukan terhadap 150 buah citra sampah organik dan 150 buah citra sampah anorganik. Hasil pengujian yang dilakukan dapat dirincikan seperti terlihat pada Tabel 1 dan Tabel 2 berikut.

Tabel 1. Hasil Pengujian Sampah Anorganik

Citra Uji	Hasil Deteksi Sampah	Keterangan
	Anorganik	BERHASIL
	Anorganik	BERHASIL
	Anorganik	BERHASIL
	Organik	GAGAL
	Organik	GAGAL

Tabel 1 di atas merupakan beberapa contoh pengujian yang dilakukan. Proses pengujian akan dilakukan terhadap 150 buah citra anorganik. Hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut:

True Positive adalah jumlah hasil pengujian yang hasil pendeteksian jenis sampah sama dengan keadaan riilnya.

True Negative adalah jumlah hasil pengujian yang mendeteksi bahwa gambar input bukan sampah dan keadaan riil memang bukan sampah.

False Positive adalah jumlah hasil pengujian yang hasil pendeteksian jenis sampah tidak sama dengan keadaan riilnya.

False Negative adalah jumlah hasil pengujian yang mendeteksi bahwa gambar input bukan sampah dan keadaan riil adalah sampah.

True Positive = 144

True Negative = 0

False Positive = 6

False Negative = 0



Accuracy = $\frac{(144+0)}{(144+0+6+0)} * 100\% = \frac{144}{150} * 100\% = 96\%$.

Error Rate = $\frac{(6+0)}{(144+0+6+0)} * 100\% = \frac{6}{150} * 100\% = 4\%$.

Precision = $\frac{144}{(144+6)} * 100\% = \frac{144}{150} * 100\% = 96\%$.

Recall = $\frac{144}{(0+144)} * 100\% = \frac{144}{144} * 100\% = 100\%$.

Tabel 2. Hasil Pengujian Sampah Organik

Citra Uji	Hasil Deteksi Sampah	Keterangan
	Organik	BERHASIL
	Organik	BERHASIL
	Anorganik	GAGAL
	Organik	BERHASIL
	Anorganik	GAGAL

Tabel 2 di atas merupakan beberapa contoh pengujian yang dilakukan. Proses pengujian akan dilakukan terhadap 150 buah citra organik. Hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut:

True Positive = 147

True Negative = 0

False Positive = 3

False Negative = 0

Accuracy = $\frac{(147+0)}{(147+0+3+0)} * 100\% = \frac{147}{150} * 100\% = 98\%$.

Error Rate = $\frac{(3+0)}{(147+0+3+0)} * 100\% = \frac{3}{150} * 100\% = 2\%$.

Precision = $\frac{147}{(147+3)} * 100\% = \frac{147}{150} * 100\% = 98\%$.

Recall = $\frac{147}{(0+147)} * 100\% = \frac{147}{147} * 100\% = 100\%$.

Secara keseluruhan (sampah organik dan sampah anorganik), hasil pengujian adalah sebagai berikut.

True Positive = 291

True Negative = 0

False Positive = 9

False Negative = 0

4. KESIMPULAN

Dari pembahasan pada bab-bab sebelumnya, maka akhirnya pada penelitian tugas akhir ini dapat diambil beberapa kesimpulan, antara lain: Aplikasi klasifikasi sampah dapat memberikan pengetahuan dan menambah wawasan bagi pengguna (user) terutama dalam membedakan jenis sampah organik dan sampah anorganik. Dengan menerapkan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Least Square Support Vector Machine (LS-SVM), proses pendeteksian jenis sampah dapat dilakukan, untuk kemudian dilakukan proses klasifikasi. Penerapan metode GLCM dan LS-SVM pada aplikasi yang dibangun dapat melakukan pendeteksian jenis sampah organik dan anorganik dengan tingkat keberhasilan sebesar 97%.

REFERENCES

- [1] Q. Maulani dan W. N. Fatimah, "Pengelolaan Sampah Rumah Susun Sederhana Sewa Baleendah, Kecamatan Baleendah, Kabupaten Bandung Tahun 2018", *Jurnal Kesehatan Lingkungan*, vol. 12, no. 2, pp. 145-153, 2020.
- [2] W. O. Rosnawati, Bahtiar dan H. Ahmad, "Pengelolaan Sampah Rumah Tangga Masyarakat Pemukiman Atas Laut Di Kecamatan Kota Ternate", *Jurnal Techno (Jurnal Ilmu Eksakta)*, vol. 06, no. 02, pp. 45-53, 2017.
- [3] I. W. Widiarti, "Pengelolaan Sampah Berbasis "Zero Waste" Skala Rumah Tangga Secara Mandiri", *Jurnal Sains dan Teknologi Lingkungan*, vol. 4, no. 2, pp. 101-113, 2012.
- [4] A. K. Agarini, S. S. Aulanikma dan U. A. Mumtahanah, "Pelatihan Pengelolaan Sampah Plastik Menjadi Produk Baru Di Bernilai Ekonomis Di Kelurahan Wates", *Abdipraja: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 1, no. 1, pp. 36-42, 2020.
- [5] K. F. Juwono dan K. C. Diyanah, "Analisis Pengelolaan Sampah Rumah Tangga (Sampah Medis Dan Non Medis) Di Kota Surabaya Selama Pandemi Covid-19", *Jurnal Ekologi Kesehatan*, vol. 20, no. 1, pp. 12-20, 2021.
- [6] F. P. Fantara, D. Syaury dan G. E. Setyawan, "Implementasi Sistem Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation", *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 5577-5586, 2018.
- [7] I. C. R. Drajana, "Metode Support Vector Machine Dan Forward Selection Prediksi Pembayaran Pembelian Bahan Baku Koprak ILKOM Jurnal Ilmiah", vol. 9, no. 2, pp. 116-123, 2017.
- [8] H. Khaulasari, "Combine Sampling Least Square Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Multi Class Imbalanced Data Jurnal Widyadika Ikip Widya Darma", vol. 5, no. 3, pp. 303-316, 2018.
- [9] A. Triyono, R. B. Trianto dan D. M. P. Arum, "Penerapan Least Squares Support Vector Machines (LSSVM) dalam Peramalan Indonesia Composite Index", *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 6, no. 1, pp. 210-216, 2021.
- [10] Neneng, A. S. Puspaningrum dan A. A. Aldino, "Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Citra Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan Local Binary Pattern (LBP)", *SMATIKA Jurnal*, vol. 11, no. 01, pp. 48-52, 2021.
- [11] C. Rahmad, M. Astiningrum dan A. P. Lesmana, "Pengenalan Tas Ransel Pada Citra Digital Dengan Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix", *Jurnal Informatika Polinema*, vol. 4, no. 4, pp. 258-262, 2018.
- [12] J. Dobiki, "Analisis Ketersediaan Prasarana Persampahan di Pulau Kumo dan Pulau Kakara di Kabupaten Halmahera Utara Jurnal Spasial", vol. 5, no. 2, pp. 220-228, 2018.
- [13] Sulistiyanti, et al, penerapan citra dasar dan contoh penerapannya, Yogyakarta: tekno sain, 2016.
- [14] Diwandari, et al, "Perbandingan Algoritme J48 Dan Nbtrees Untuk Klasifikasi Diagnosa Penyakit Pada Soybean", *Sentik*, 2015.
- [15] Madenda, et al, *Pengolahan Citra & Video Digital*, Jakarta, 2015.
- [16] Sanjaya, et al, "Klasifikasi Buah Mangga Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Least-Squares Support Vector Machine", 2016.