

## Klasifikasi Sampah Daur Ulang Menggunakan *Support Vector Machine* DENGAN Fitur *Local Binary Pattern*

<sup>1</sup>Leonardo, <sup>2</sup>Yohannes, <sup>3</sup>Ery Hartati

STMIK GI MDP, Jalan Rajawali No. 14 Palembang, 0711-376400

Jurusan Teknik Informatika, STMIK MDP, Palembang

e-mail: [leolikeyou1@mhs.mdp.ac.id](mailto:leolikeyou1@mhs.mdp.ac.id), [yohannesmasterous@mdp.ac.id](mailto:yohannesmasterous@mdp.ac.id),

[ery\\_hartati@mdp.ac.id](mailto:ery_hartati@mdp.ac.id),

### Abstrak

Sampah merupakan salah satu masalah yang selalu muncul di Negara Indonesia bahkan di dunia. Semakin lama semakin meningkat produksi sampah yang dihasilkan seiring dengan bertambahnya penduduk dan konsumsi masyarakat. Maka dari itu dibutuhkan pencegahan untuk tidak terlalu banyak membuang atau memproduksi sampah sembarangan dengan cara dikelola atau didaur ulang. Pada penelitian ini, klasifikasi sampah daur ulang dilakukan untuk lima jenis, yaitu cardboard, glass, metal, paper dan plastic menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern (LBP)* dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai metode klasifikasi. Untuk teknik pengujian dan pembagian dataset menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out (LOO)*. Dari hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan fold 5 sampai fold 10. Kernel *polynomial* memperoleh hasil *accuracy* tertinggi dari setiap fold yang digunakan dengan nilai rata-rata 87,82%. Berdasarkan hasil pengujian klasifikasi *SVM* baik kernel *linear*, *polynomial* maupun *gaussian* dengan memakai fold 5 sampai fold 10. *Accuracy* terbaik jenis sampah cardboard senilai 96,01%. Untuk jenis sampah glass, *accuracy* terbaik didapat senilai 90,62%. Selanjutnya jenis sampah metal mendapatkan nilai *accuracy* terbaik 89,72%. Kemudian jenis sampah paper nilai *accuracy* tertinggi sebesar 96,01%. Serta jenis sampah plastic yang memperoleh nilai *accuracy* tertinggi 87,64%.

**Kata kunci** : Sampah, *Local Binary Pattern*, *K-Fold Cross Validation*, *Fold*, *Support Vector Machine*, LBP, SVM

### Abstract

Garbage is one of the problems that always arise in Indonesia and even in the world. Increasingly, the production of waste is increased along with the increase in population and consumption. Therefore, need a prevention to stop wasting or producing garbage through recycle. This research do garbage recycle classification of cardboard, glass, metal, paper and plastic by using *Local Binary Pattern (LBP)* texture feature extraction method and *Support Vector Machine (SVM)* as classification method. For examination technic and dataset distribution is using *K-Fold Cross Validation* method type *Leave One Out (LOO)*. From examination result had been done were using fold 5 until fold 10. *Polynomial* kernel get highest *accuracy* result from every fold used with mean point 87.82%. Based on *SVM* classification examination result whether *linear* kernel, *polynomial* nor *gaussian* by using fold 5 until fold 10. The best *accuracy* point for cardboard garbage is 96.01%. For glass garbage, the best *accuracy* point is 90.62%. Then, metal garbage get the best *accuracy* point 89.72%. While paper garbage with highest *accuracy* point 96.01%. And plastic garbage with highest *accuracy* point 87.64%.

**Keywords** : Garbage, *Local Binary Pattern*, *K-Fold Cross Validation*, *Fold*, *Support Vector Machine*, LBP, SVM

## 1. PENDAHULUAN

Sampah merupakan salah satu masalah yang selalu muncul di Negara Indonesia bahkan didunia. Semakin lama semakin meningkat produksi sampah yang dihasilkan seiring dengan bertambahnya penduduk dan konsumsi masyarakat [1]. Sampah non organik merupakan sampah yang sulit terurai dalam jangka waktu pendek. Sehingga pada sampah non organik perlu dilakukan daur ulang. Daur ulang adalah proses bahan yang tidak berguna menjadi bahan baru yang ada nilai jualnya.

Daur ulang menjadi pilihan yang tepat mengingat sampah yang dihasilkan semakin banyak. Daur ulang dilakukan dengan tujuan mengurangi konsumsi bahan baku, menghemat penggunaan energi, mengurangi polusi lingkungan, kerusakan lahan ekosistem dan mencegah efek rumah kaca. Daur ulang dapat memanfaatkan kembali material yang terbuang dari berbagai macam sampah. Seperti sampah kardus, plastik, kertas, logam dan kaca merupakan bahan yang dapat didaur ulang untuk memperoleh barang olahan yang baru. Selain itu daur ulang juga menghasilkan keuntungan yang bisa memberikan ekonomi menjadi baik [17].

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan jenis sampah daur ulang. Seperti penelitian yang dilakukan tentang klasifikasi dataset *trashnet* menggunakan model *deep learning*. Dataset *trashnet* merupakan kumpulan data sampah daur ulang yang terbagi menjadi beberapa kelas. Seperti sampah jenis kertas, kaca, logam, plastik dan kardus. Pada penelitian ini jumlah dataset yang digunakan sekitar 2390 citra yang masing-masing jenis terdiri dari 500-400 citra. Setelah itu data masing-masing kelas dibagi dengan 70% digunakan untuk data latih, 17% untuk data uji serta 13% untuk validasi data kemudian baru diklasifikasi. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini dengan metode *convolutional neural network* lebih dari 76% akurasi pada klasifikasi sampah daur ulang [3]. Kemudian ada penelitian pengenalan kerusakan kertas dengan menggunakan metode *support vector machine* (SVM). Menerapkan model *multiclass SVM* untuk klasifikasi, kemudian SVM dilatih untuk menghasilkan objek sampel pelatihan serta di uji untuk memprediksi sampel melalui pencocokan objek. Setelah itu baru memproses klasifikasi kerusakan kertas. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa sistem SVM menghasilkan kecepatan pengenalan yang lebih cepat dengan tingkat pengenalan yang baik [11]. Menurut [17] yang melakukan penelitian tentang klasifikasi sampah daur ulang menggunakan metode *support vector machine* (SVM) dengan fitur *scale-invariant feature transform* (SIFT) dan *convolutional neural network* (CNN). Dengan menggunakan dataset berisi citra sampah yang dapat daur ulang dibagi menjadi enam kelas masing-masing sekitar 400-500 citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM berkinerja lebih baik dari CNN yang tentunya telah membuka jalan untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan klasifikasi sampah daur ulang.

Selanjutnya penelitian terdahulu mengenai *local binary pattern* (LBP) yaitu [8] telah melakukan penelitian pengenalan wajah dengan LBP sebagai ekstraksi fitur serta algoritma *frequent growth*. Hasil dari penelitiannya menunjukkan bahwa algoritma dapat mengekstraksi lebih baik untuk pengenalan wajah secara efektif. Penelitian lainnya dilakukan oleh [5] yang melakukan penelitian mengenai perluasan skala dan orientasi rotasi menggunakan fitur LBP. LBP telah teruji dalam berbagai skenario klasifikasi tekstur dan memberikan fitur yang sangat diskriminatif. Hasil dari percobaan terbukti bahwa LBP mudah diterapkan dan memberikan skala yang kuat serta representasi fitur invariant rotasi yang baik. Kemudian penelitian yang dilakukan [4] sistem deteksi mata uang kertas berdasarkan fitur gabungan *speeded up robust feature* (SURF) dan *local binary pattern* (LBP) dengan menggunakan klasifikasi *support vector machine* (SVM). Pada tahap awal citra di *preprocessing* terlebih dahulu guna menghasilkan kualitas yang baik setelah itu dilakukan ekstraksi fitur gabungan menggunakan SURF dan LBP kemudian baru diklasifikasi SVM. SVM tergolong sebagai metode klasifikasi yang berkinerja baik dalam hal prediksi dengan mengeksplorasi data dan mengenali pola. Terbukti dengan hasil penelitian dari klasifikasi SVM dengan gabungan fitur SURF dan LBP yang mampu mendeteksi mata uang kertas dengan akurasi 92,6% meskipun posisinya dirotasi tetap mampu dikenali.

Tentunya dari hasil penelitian ini dapat membuka jalan untuk pengenalan menggunakan metode klasifikasi SVM dengan fitur LBP.

## 2. METODE PENELITIAN

Berikut ini adalah tahapan metodologi penelitian yang dilakukan dalam menerapkan metode *support vector machine* dengan fitur *local binary pattern* untuk klasifikasi sampah daur ulang.

### 2.1 Identifikasi Masalah

Penelitian dilanjutkan dengan mencari jurnal, buku dan hasil penelitian lain yang terkait dengan metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Tahapan ini ditujukan untuk mengumpulkan referensi yang relevan sehingga penelitian ini dapat memberikan kontribusi penelitian yang baru dan memiliki dasar yang kuat.

### 2.2 Studi Literatur

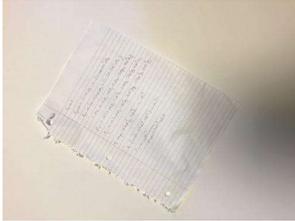
Mempelajari referensi yang relevan terhadap penelitian seperti pemaparan metode *contrast stretching* dan *histogram equalization* untuk memperbaiki kualitas citra digital.

### 2.3 Pengumpulan Data

Analisis dan desain dilakukan dengan mengumpulkan dataset *TrashNet* yang diambil dari <https://github.com/garythung/trashnet>. Ekstensi dari citra sampah yang digunakan adalah JPG dengan ukuran 512×384 piksel. Klasifikasi dibagi menjadi 5 yaitu kardus, kaca, logam, kertas dan plastik. Dataset akan dibagi menjadi dua bagian yaitu dataset *training* dan dataset *testing*. Pembagian dataset menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* dengan jenis *leave-one out*. Jenis dan jumlah pada dataset dapat dilihat pada Tabel 1.

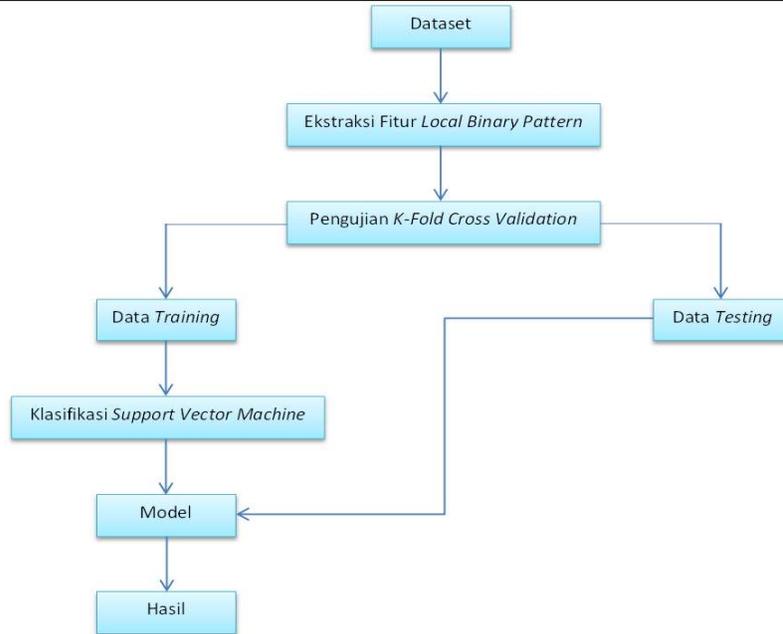
Tabel 1. Detail dan Gambar Dataset Sampah

No	Jenis Sampah	Citra Sampah Daur Ulang	Jumlah Citra
1.	Kardus		403
2.	Kaca		403

No	Jenis Sampah	Citra Sampah Daur Ulang	Jumlah Citra
3.	Logam		403
4.	Kertas		403
5.	Plastik		403

#### 2.4 Proses Penelitian

Proses penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset sampah daur ulang. Selanjutnya dataset dilakukan ekstraksi ciri berdasarkan tekstur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dilanjutkan dengan pengujian dan pembagian dataset *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out* (LOO) untuk menentukan data *testing* dan data *training*. Setelah pembagian data *testing* dan data *training*. Data *training* lanjut ke proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) yang digunakan untuk klasifikasi sampah daur ulang. Data *training* yang sudah melalui proses klasifikasi SVM mendapatkan model dari data *training* citra jenis sampah daur ulang. Selanjutnya pada bagian data *testing* yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP dengan pengujian *K-Fold Cross Validation* akan mendapatkan model dari data *testing* citra jenis sampah daur ulang. Kemudian proses terakhir membandingkan model yang didapat dari proses data *training* dengan data *testing*. Untuk proses tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

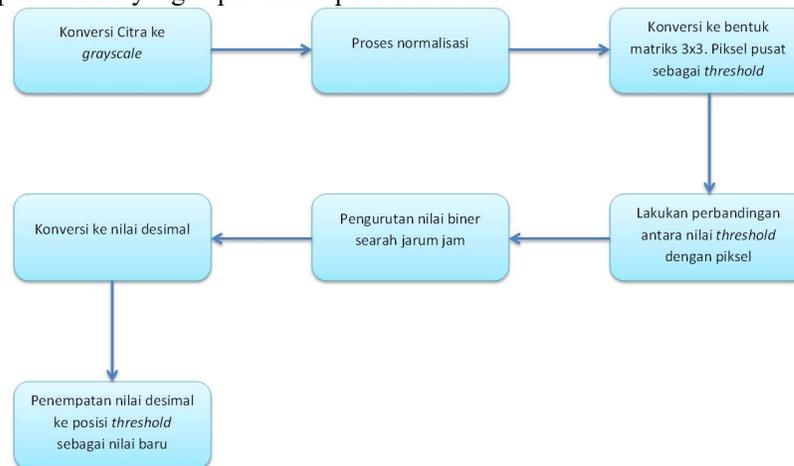


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 pada tahapan penelitian ada proses ekstraksi fitur *Local Binary Pattern*, pengujian *K-Fold Cross Validation* dan klasifikasi *Support Vector Machine*, berikut penjelasannya :

#### 1. *Local Binary Pattern*

LBP adalah iluminasi tekstur invariant yang kuat. Histogram dari pola biner yang dihitung pada suatu wilayah adalah digunakan untuk deskripsi tekstur. Operator menjelaskan setiap piksel dengan tingkat abu-abu relatif dari piksel tetangganya. Itu deskriptor menggambarkan hasil atas lingkungan sebagai angka biner [6]. Menurut [2] *Local Binary Pattern* (LBP) adalah operator yang digunakan untuk menggambarkan fitur tekstur lokal dari suatu citra. Keuntungan *Local Binary Pattern* (LBP) adalah kemudahan implementasi dalam menangani rotasi objek dan citra abu-abu. Berikut bagan proses LBP yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Bagan proses LBP

## 2. *K-Fold Cross Validation*

*K-Fold Cross Validation* merupakan metode untuk pengujian data yang dibagi partisi secara sama ke dalam persamaan  $k$  yang mendekati persamaan segmen atau *folds*. Pada partisi *folds* ini, data latih dan data uji dilakukan iterasi  $k$  dengan begitu setiap iterasi akan meninggalkan satu *fold* untuk data uji sedangkan untuk data latih sisa dari  $k-1$  *folds*. Kemudian nilai yang didapat dari setiap iterasi akan di rata-rata untuk mendapatkan akurasi model. Hal penting yang perlu dicatat bahwa data pada umumnya di stratifikasi sebelum dibagi ke dalam segmen  $k$ . Stratifikasi adalah proses menyusun ulang data ke dalam suatu cara tertentu yang mana setiap *fold* merepresentasikan dengan baik secara keseluruhan [16].

Menurut [14] *K-Fold Cross Validation* memiliki beberapa jenis salah satunya *leave-one out cross*. Validasi *leave-one out cross* adalah kasus khusus dari validasi *K-Fold Cross* yang mana jumlah *folds* sama dengan jumlah instans. Ketika jumlah instans pada dataset nilai kelas kecil, semacam *gen microarray* data dan *gen sequence* data. *Leave-one out* harus diadopsi untuk mendapatkan estimasi keakuratan yang terpecaya dari klasifikasi. Beberapa studi yang mengadopsi validasi *leave-one out cross* untuk mengevaluasi performa dari penggolongan metode klasifikasi ketika jumlah instans kedalam data *training* dan *testing* tidak ada, poin estimasi keakuratan untuk data yang diberikan adalah konstan. Hal ini tentunya akan memperoleh distribusi sampel untuk validasi *leave-one out cross* untuk membuat inferensi statistic tentang rata-rata akurasi dari penggolongan metode klasifikasi.

## 3. *Support Vector Machine*

*Support Vector Machine* (SVM) adalah metode pembelajaran mesin yang diawasi yang dapat digunakan untuk tantangan klasifikasi atau regresi, namun sebagian besar digunakan dalam masalah klasifikasi dengan dukungan metode ekstraksi fitur [13]. Tujuan *Support Vector Machine* (SVM) adalah untuk menghasilkan model yang memprediksi nilai target contoh data dalam set pengujian yang hanya diberikan atribut. *Support Vector Machine* (SVM) adalah metode pembelajaran terawasi yang dikembangkan oleh vapnik yang digunakan untuk klasifikasi dan analisis regresi, *Support Vector Machine* (SVM) bekerja pada teori pembelajaran statistic dan dapat menghasilkan hasil yang kuat, akurat dan efektif dengan lebih sedikit sampel pelatihan [9].

SVM dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan regresi. Ini adalah teknik pembelajaran mesin dan itu dianggap salah satu metode klasifikasi terbaik. Dengan metode ini, item data diplot sebagai titik tertentu dalam ruang  $n$ -dimensi terhadap nilai fitur dari koordinat tertentu. Item dalam SVM diklasifikasikan berdasarkan pemisahan *hyperplane* untuk masing-masing dari data multidimensi dengan menemukan *hyperplane* yang jarak minimumnya lebih besar untuk data latih [1].

Metode klasifikasi SVM *multiclass* berdasarkan pada klasifikasi biner atau direduksi menggunakan seperangkat biner yang dilatih untuk memisahkan berbagai kelompok objek satu sama lain. Dalam klasifikasi terdapat beberapa skema dalam menentukan suatu objek. Maka dari itu klasifikasi SVM *multiclass* dapat digunakan dalam memecahkan masalah klasifikasi menggunakan pendekatan penguraian masalah biner dengan cara satu lawan semua dan satu lawan satu. Cara satu lawan semua mengkontruksikan jumlah kelas dilatih yakni semua data latih untuk memisahkan dari kelas yang tersisa. Sementara cara satu lawan satu yakni klasifikasi SVM berpasangan yakni menentukan keputusan untuk semua kombinasi pasangan kelas. Dengan demikian, cara satu lawan satu dianggap lebih praktis[7].

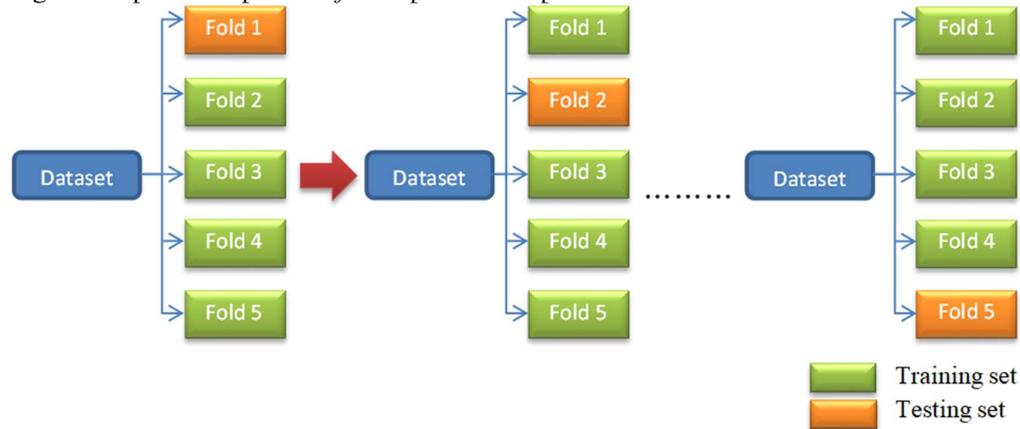
## 2.5 Implementasi

Setelah proses penelitian maka dilakukan tahapan implementasi ke dalam tahap *coding* program. Dataset yang telah ada akan diekstraksi fitur berdasarkan tekstur menggunakan *Local Binary Pattern*. Selanjutnya citra dilakukan pengujian dan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out*. *Fold* yang digunakan yaitu *5-Fold*, *6-Fold*, *7-Fold*, *8-Fold*, *9-Fold* dan *10-Fold*. Kemudian proses mengklasifikasi dengan *Support Vector Machine* untuk mendapatkan hasilnya.

## 2.6 Pengujian

Kemudian pada tahap pengujian dimana dataset yang dikumpulkan akan dibagi secara partisi menggunakan metode *K-Fold cross validation* jenis *leave-one out* (LOO). Menurut [15] pada *K-Fold cross validation* biasanya ditetapkan *fold* yang digunakan yakni *5-Fold* hingga *10-Fold*. [10] menyebutkan bahwa penggunaan *fold* terbaik untuk validitas yakni *10-fold* hal ini dikarenakan semakin besar *fold* yang digunakan maka akan semakin baik kinerja model klasifikasi suatu sistem.

*Fold* yang digunakan dalam pengujian ini dimulai dari *5-Fold*, *6-Fold*, *7-Fold*, *8-Fold*, *9-Fold* dan *10-Fold*. Dimana pada setiap *fold* akan ada 1 *fold* yang digunakan untuk data *training* dan sisanya untuk data *testing*. Kemudian data akan diklasifikasi menggunakan metode *SVM multiclass*. Untuk contoh skema penggunaan *K-Fold Cross Validation* dalam *5-Fold* dapat dilihat pada Gambar 2 dengan jumlah data *training* dan data *testing* yang digunakan pada setiap skema *fold* diperlihatkan pada Tabel 2.



Gambar 2. Skema 5 *K-Fold cross validation*

Tabel 2. Jumlah Data yang Digunakan

No	Pengunaan Fold	Jumlah Data <i>Training</i>	Jumlah Data <i>Testing</i>
1	5-Fold	1611 citra	404 citra
2	6-Fold	1679 citra	336 citra
3	7-Fold	1727 citra	288 citra
4	8-Fold	1762 citra	253 citra
5	9-Fold	1791 citra	224 citra
6	10-Fold	1811 citra	204 citra

Selanjutnya tahap pengujian dimana proses ekstraksi fitur LBP dengan pengujian *K-Fold cross validation* dan klasifikasi SVM akan dihitung dalam bentuk *Confusion Matrix*.

Dengan parameter pengujian hasil yang berupa Akurasi, Presisi, dan *Recall* untuk mengukur kinerja suatu model yang memiliki hasil terbaik dari metode yang telah ditentukan [12].

## 2.7 Pembuatan Laporan

Pada tahap ini, setelah melakukan tahapan-tahapan dari metodologi penelitian kemudian membuat laporan penelitian yang berisi pembahasan pada setiap bab sehingga disajikan ke dalam bentuk laporan hasil penelitian yang objektif dan jelas.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian yang dilakukan pada 5 jenis sampah daur ulang yang telah diekstraksi fitur *Local Binary Pattern*, pengujian dan pembagian dataset *training* dan *testing* menggunakan *K-Fold Cross Validation* serta klasifikasi *Support Vector Machine*. Hasil pengujian berupa nilai pengujian masing-masing jenis sampah dengan menggunakan *fold 5* sampai *fold 10* serta hasil rata-rata dari keseluruhan *fold*.

### 1. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold 5*

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold 5* dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold 5*

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	91,76%	84,07%	84,57%	92,85%	80,75%
	Polynomial	92,30%	84,97%	85,51%	92,85%	82,34%
	Gaussian	88,49%	52,03%	75,12%	82,33%	83,62%
<b>Precision</b>	Linear	79,68%	59,98%	62,69%	81,88%	51,89%
	Polynomial	81,21%	62,27%	65,58%	80,94%	55,72%
	Gaussian	98,84%	34,02%	73,27%	68,51%	74,54%
<b>Recall</b>	Linear	79,17%	62,55%	55,08%	82,61%	55,55%
	Polynomial	80,16%	64,28%	58,07%	84,38%	58,02%
	Gaussian	42,96%	79,00%	27,44%	22,34%	32,52%

### 2. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold 6*

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold 6* dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold 6*

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	92,01%	83,33%	84,17%	92,80%	81,29%
	Polynomial	89,67%	82,62%	80,87%	92,95%	75,89%
	Gaussian	88,49%	52,95%	74,99%	83,28%	84,37%
<b>Precision</b>	Linear	80,09%	58,15%	62,03%	81,90%	53,12%
	Polynomial	82,44%	69,43%	69,85%	86,75%	60,30%
	Gaussian	98,90%	36,07%	74,61%	67,91%	78,99%
<b>Recall</b>	Linear	79,89%	61,30%	54,84%	82,62%	55,35%
	Polynomial	81,21%	64,41%	57,31%	81,20%	61,66%
	Gaussian	42,92%	82,12%	26,10%	28,08%	31,07%

### 3. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold 7*

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold 7* dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold 7*

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	89,95%	79,43%	81,19%	91,68%	78,86%
	Polynomial	92,61%	85,31%	86,00%	93,60%	82,93%
	Gaussian	88,49%	50,44%	82,43%	82,58%	78,05%
<b>Precision</b>	Linear	82,66%	64,44%	68,32%	85,61%	61,14%
	Polynomial	82,40%	63,23%	67,38%	82,62%	56,92%
	Gaussian	98,90%	34,09%	89,52%	68,80%	70,67%
<b>Recall</b>	Linear	79,11%	59,42%	60,95%	82,09%	58,22%
	Polynomial	80,14%	64,51%	58,30%	86,35%	61,80%
	Gaussian	42,91%	82,97%	13,90%	24,07%	41,37%

### 4. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold 8*

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold 8* dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold 8*

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	91,71%	83,67%	85,45%	92,95%	81,88%
	Polynomial	92,06%	85,46%	85,65%	92,70%	82,78%
	Gaussian	88,49%	49,75%	77,83%	83,08%	84,32%
<b>Precision</b>	Linear	79,85%	59,11%	65,11%	82,04%	55,15%
	Polynomial	80,31%	63,48%	67,44%	80,83%	56,49%
	Gaussian	98,99%	31,49%	74,77%	72,50%	78,30%
<b>Recall</b>	Linear	78,67%	60,32%	59,29%	83,12%	57,83%
	Polynomial	79,88%	64,75%	56,32%	83,36%	62,26%
	Gaussian	42,92%	86,21%	23,15%	25,78%	30,77%

### 5. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold 9*

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold 9* dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold 9*

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	92,15%	84,10%	84,79%	93,44%	82,21%
	Polynomial	92,51%	85,76%	86,10%	92,56%	83,13%
	Gaussian	88,49%	44,96%	81,98%	82,93%	84,42%
<b>Precision</b>	Linear	80,25%	59,95%	63,46%	85,00%	55,62%
	Polynomial	81,68%	64,29%	67,49%	80,39%	57,99%
	Gaussian	98,98%	26,00%	75,89%	68,68%	79,92%

<b>Recall</b>	Linear	80,74%	61,08%	57,58%	81,89%	60,54%
	Polynomial	80,90%	65,30%	59,09%	83,40%	61,54%
	Gaussian	42,96%	94,31%	14,66%	25,36%	29,72%

#### 6. Hasil Pengujian Jenis Sampah *Fold* 10

Pada tahap ini menjelaskan hasil klasifikasi terhadap masing-masing jenis sampah daur ulang yang telah melalui proses ekstraksi fitur LBP, *cross validation* LOO yang menggunakan *fold* 10 dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* pada *fold* 10

Parameter	Kernel	Cardboard (%)	Glass (%)	Metal (%)	Paper (%)	Plastic (%)
<b>Accuracy</b>	Linear	92,46%	84,32%	85,36%	93,54%	82,48%
	Polynomial	92,41%	85,16%	85,81%	93,10%	82,48%
	Gaussian	88,54%	44,81%	81,84%	82,68%	84,22%
<b>Precision</b>	Linear	82,10%	60,95%	65,36%	83,17%	56,18%
	Polynomial	81,25%	63,29%	67,42%	80,89%	55,75%
	Gaussian	98,89%	25,89%	75,37%	70,41%	77,86%
<b>Recall</b>	Linear	79,91%	62,25%	57,82%	85,07%	60,27%
	Polynomial	81,16%	63,27%	56,59%	86,07%	60,30%
	Gaussian	43,21%	93,56%	13,43%	24,10%	31,07%

#### 7. Hasil Pengujian Keseluruhan *Fold*

Pada tahap ini menjelaskan hasil rata-rata klasifikasi terhadap seluruh *fold* yang digunakan. Proses ini telah melalui ekstraksi fitur LBP dan klasifikasi SVM *multiclass*. Klasifikasi menggunakan SVM dengan fungsi kernel linear, polynomial dan gaussian. Hasil pengujian berupa nilai rata-rata *accuracy*, *precision* dan *recall* yang dapat dilihat pada Tabel 9 sampai dengan Tabel 11.

Tabel 9. Hasil *Accuracy* Keseluruhan *Fold*

No	Pengujian	<i>Accuracy</i>		
		Linear (%)	Polynomial (%)	Gaussian (%)
1	5-Fold	86,80%	87,59%	76,32%
2	6-Fold	86,72%	87,69%	76,81%
3	7-Fold	87,25%	88,09%	76,40%
4	8-Fold	87,13%	87,73%	76,69%
5	9-Fold	87,34%	88,01%	76,55%
6	10-Fold	87,63%	87,79%	76,42%

Tabel 10. Hasil *Precision* Keseluruhan *Fold*

No	Pengujian	<i>Precision</i>		
		Linear (%)	Polynomial (%)	Gaussian (%)
1	5-Fold	67,22%	69,14%	69,83%
2	6-Fold	67,06%	69,53%	71,30%
3	7-Fold	68,81%	70,51%	72,40%
4	8-Fold	68,25%	69,71%	71,21%
5	9-Fold	68,86%	70,37%	69,90%
6	10-Fold	69,55%	69,72%	69,68%

Tabel 11. Hasil *Recall* Keseluruhan *Fold*

No	Pengujian	<i>Precision</i>		
		Linear (%)	Polynomial (%)	Gaussian (%)
1	5-Fold	67,22%	69,14%	69,83%
2	6-Fold	67,06%	69,53%	71,30%
3	7-Fold	68,81%	70,51%	72,40%
4.	8-Fold	68,25%	69,71%	71,21%
5	9-Fold	68,86%	70,37%	69,90%
6	10-Fold	69,55%	69,72%	69,68%

## KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan klasifikasi sampah daur ulang jenis *cardboard*, *glass*, *metal*, *paper* dan *plastic* dengan menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) didukung metode untuk pengujian dan pembagian dataset *K-Fold Cross Validation* jenis *Leave One Out* (LOO). Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan terdapat beberapa kesimpulan yang diperoleh yaitu sebagai berikut :

1. Dari hasil pengujian keseluruhan *fold* pada fungsi kernel linear, polynomial dan Gaussian (Tabel 4.25). *Accuracy* kernel linear terbaik yaitu 87,63% dengan menggunakan 10-Fold. Untuk kernel polynomial mendapatkan *accuracy* tertinggi senilai 88,09% pada penggunaan 7-Fold. Sedangkan kernel gaussian memperoleh *accuracy* tertinggi 76,81% dengan menggunakan 6-Fold.
2. Berdasarkan hasil pengujian klasifikasi SVM baik kernel linear, polynomial maupun Gaussian dengan memakai *fold* 5 sampai *fold* 10. *Accuracy* terbaik jenis sampah *cardboard* senilai 92,61% (Tabel 4.3). Untuk jenis sampah *glass* *accuracy* terbaik didapat senilai 85,76% (Tabel 4.5). Selanjutnya jenis sampah *metal* mendapatkan nilai *accuracy* terbaik 86,10% (Tabel 4.5). Kemudian jenis sampah *paper* nilai *accuracy* tertinggi sebesar 93,60% (Tabel 4.3). Serta jenis sampah *plastic* yang memperoleh nilai *accuracy* tertinggi 84,42% (Tabel 4.5). Dari hasil ini maka dapat disimpulkan bahwa pemakaian kernel polynomial mendapatkan hasil *accuracy* terbaik dengan jenis sampah *cardboard*, *glass*, *metal* dan *paper* yang dapat dilihat pada Tabel 4.3 dan 4.5. Sedangkan kernel gaussian mendapatkan hasil *accuracy* terbaik jenis sampah *plastic* yang dapat dilihat pada Tabel 4.5.

## 5. SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, berikut ini adalah beberapa saran yang diberikan untuk arah perkembangan selanjutnya:

1. Melakukan klasifikasi dengan ekstraksi fitur yang berbeda serta mencoba menggunakan fitur gabungan.
2. Mencoba untuk melakukan pengujian *cross validation* dengan *fold* 3 atau *fold* 4.
3. Menambahkan metode segmentasi *grabcut* untuk mendapatkan kualitas hasil yang diinginkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adedeji, O., & Wang, Z. (2019). Intelligent waste classification system using deep learning convolutional neural network. *Procedia Manufacturing*, 35, 607–612. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.05.086>
- [2] Akmalia, N., Sihombing, P., & Suherman. (2019). Skin diseases classification using local binary pattern and convolutional neural network. *2019 3rd International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering, ELTICOM 2019 - Proceedings*, 168–173. <https://doi.org/10.1109/ELTICOM47379.2019.8943892>
- [3] Aral, R. A., Keskin, S. R., Kaya, M., & Hacıömeroğlu, M. (2019). Classification of trashnet dataset based on deep learning models. *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2018*, 2058–2062. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622212>
- [4] Dhar, P., Chowdhury, M. B. U., & Biswas, T. (2018). Paper currency detection system based on combined SURF and LBP features. *2018 International Conference on Innovations in Science, Engineering and Technology, ICISSET 2018, October*, 27–30. <https://doi.org/10.1109/ICISSET.2018.8745646>
- [5] Hegenbart, S., & Uhl, A. (2015). A scale- and orientation-adaptive extension of local binary patterns for texture classification. *Pattern Recognition*, 48(8), 2633–2644. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2015.02.024>
- [6] Heikkilä, M., Pietikäinen, M., & Schmid, C. (2009). Description of interest regions with local binary patterns. *Pattern Recognition*, 42(3), 425–436. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.08.014>
- [7] Klyueva, I. (2019). Improving quality of the multiclass SVM classification based on the feature engineering. *Proceedings - 2019 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modelling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2019*, 491–494. <https://doi.org/10.1109/SUMMA48161.2019.8947599>
- [8] Long, S. (n.d.). *Face recognition based on FP-growth improved LBP operator. 1*, 100–103
- [9] Manerkar, M. S., Snehalatha, U., Harsh, S., Saxena, J., Sarma, S. P., & Anburajan, M. (2016). Automated skin disease segmentation and classification using multi-class SVM classifier. *IET Conference Publications*, 2016(CP739). <https://doi.org/10.1049/cp.2016.1528>
- [10] Pitria, P. (2016). Pengguna twitter pada akun resmi samsung indonesia dengan menggunakan naïve bayes. *Informatika, Teknik Komputer, Universitas Bandung, Jl Dipatiukur*
- [11] Qiu, S., Gu, S., & Zhang, T. (2010). Rearsh on paper defects recognition based on SVM. *Proceedings - 2010 WASE International Conference on Information Engineering, ICIE 2010, 1*, 177–180. <https://doi.org/10.1109/ICIE.2010.49>
- [12] Rosandy, T. (2016). Perbandingan metode naïve bayes classifier dengan metode decision tree (C4.5) untuk menganalisa kelancaran pembiayaan. (Study Kasus : KSPPS / BMT AL-FADHILA. *Jurnal Teknologi Informasi Magister Darmajaya*, 2(01), 52–62
- [13] Verma, A. K., Pal, S., & Kumar, S. (2019). Classification of skin disease using ensemble data mining techniques. *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, 20(6), 1887–1894. <https://doi.org/10.31557/APJCP.2019.20.6.1887>
- [14] Wong, T. T. (2015). Performance evaluation of classification algorithms by k-fold and leave-one-out cross validation. *Pattern Recognition*, 48(9), 2839–2846. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2015.03.009>
- [15] Xiong, Z., Cui, Y., Liu, Z., Zhao, Y., Hu, M., & Hu, J. (2020). Evaluating explorative prediction power of machine learning algorithms for materials discovery using k-fold forward cross-validation. *Computational Materials Science*, 171(August 2019), 109203. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2019.109203>

- [16] Yadav, S., & Shukla, S. (2016). Analysis of k-fold cross-validation over hold-out validation on colossal datasets for quality classification. *Proceedings - 6th International Advanced Computing Conference, IACC 2016, Cv*, 78–83. <https://doi.org/10.1109/IACC.2016.25>
- [17] Yang, M., & Thung, G. (2016). *Classification of trash for recyclability status*. 1–6. <https://doi.org/10.1145/2971648.2971731>