

KLASIFIKASI OTOMATIS MOTIF TEKSTIL MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE MULTI KELAS

Ramadhani¹, Fitri Arnia^{*2}, Rusdha Muharar³

^{1,2,3}Magister Teknik Elektro, Jurusan Teknik Elektro dan Komputer, Universitas Syiah Kuala
Email: ¹ramadhani988@gmail.com, ²f.arnia@unsyiah.ac.id, ³r.muharar@unsyiah.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 13 Desember 2018, diterima untuk diterbitkan: 14 Januari 2020)

Abstrak

Tekstur merupakan pola atau motif tertentu yang tersusun secara berulang-ulang pada citra. Tekstur mudah dikenali/dikelompokkan oleh manusia, tetapi sulit bagi mesin. Klasifikasi tekstur secara otomatis berguna dan dibutuhkan pada banyak bidang seperti industri tekstil, pendaratan pesawat otomatis, fotografi dan seni. Pada industri tekstil, klasifikasi tekstur otomatis dapat meningkatkan efisiensi proses desain motif. Motif tekstil terdiri dari banyak kelompok, sehingga diperlukan metode klasifikasi multi kelas untuk mengelompokkan motif-motif tersebut. Artikel ini memaparkan kinerja tiga metode *Support Vector Machine (SVM)* multi kelas: *One Against One (OAO)*, *Directed Acyclic Graph (DAG)* dan *One Against All (OAA)* pada klasifikasi motif dari citra tekstil, dimana *Wavelet Gabor* digunakan sebagai pengekstraksi fitur. Kinerja SVM diukur berdasarkan parameter akurasi dan fitur Gabor diekstraksi dengan skala dan orientasi yang berbeda. Tujuan penelitian ini adalah menentukan kinerja SVM dan pengaruh jumlah skala dan orientasi Gabor yang digunakan pada klasifikasi motif tekstil. Pada simulasi digunakan 120 citra tekstil yang terbagi menjadi tiga kategori motif: bunga, kotak dan polkadot. Akurasi pengelompokan SVM mencapai kisaran 90%–100%, bahkan untuk citra yang terpotong. Pengujian dengan *k-fold validation* menunjukkan bahwa SVM DAG lebih baik daripada SVM OAO dan SVM OAA, dengan akurasi mencapai 78%.

Kata kunci: *wavelet Gabor*, skala, orientasi, *OAO*, *OAA*, *DAG*

AUTOMATIC CLASSIFICATION OF TEXTILE MOTIFS USING MULTI CLASS SUPPORT VECTOR MACHINE

Abstract

Texture is a repetition of a specific pattern concatenation in an image. The Texture can be defined as a repetition of pattern in an image. The texture is easy for the human to classify, but it is not easy for a machine. Automatic texture classification is useful and required in many fields such as textile industry, automatic aircraft landing, photography and art. In the textile industry, automatic texture classification can enhance the efficiency of motif designing process. The textile motif is various and should be grouped into more than two classes; therefore a multiclass classification is required. This article discusses the performance of multiclass Support Vector Machine (SVM): One Against One (OAO), Directed Acyclic Graph (DAG) and One Against All (OAA) in classifying textile motifs, in which the Gabor Filter was used to extract the texture features. The SVM performance was measured in terms of accuracy, while the Gabor features were extracted in a different combination of scales and orientations. The purpose of the work is to measure the SVM performance and determine the effect of using various Gabor scales and orientations in textile motifs classification. We used 120 textile images with three motifs: flower, boxes and polka dot. The SVM accuracy of 90%–100% was achieved; even for cropped textile images. Using the k-fold validation, the accuracy of SVM DAG was 78%, higher than those of SVM OAO and SVM OAA.

Keywords: *Gabor Wavelet*, scale, orientation, *OAO*, *OAA*, *DAG*.

1. PENDAHULUAN

Klasifikasi tekstur secara otomatis berguna pada banyak bidang seperti industri tekstil dan mode, pendaratan pesawat otomatis, inspeksi material,

fotografi dan seni (Messier and Johnson, 2014). Pada industri tekstil dan mode, klasifikasi tekstur digunakan untuk klasifikasi kekasaran atau kehalusan permukaan tekstil (Song *et al.*, 2014), deteksi

kecacatan tekstil (Hou and Parker, 2005) atau klasifikasi pola/motif dari tekstil (Pawening *et al.*, 2015).

Klasifikasi motif tekstil secara otomatis diperlukan pada industri tekstil modern. Pada industri ini, seorang desainer merancang motif baru menggunakan repositori citra motif digital sebagai referensi. Untuk mengefisienkan penggunaan repositori ini, diperlukan mekanisme pengindeksan motif; pengindeksan motif memerlukan mekanisme klasifikasi secara otomatis. Salah satu metode klasifikasi otomatis dari tekstur/pola/motif yang sering digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), dan fitur yang banyak digunakan adalah *wavelet* Gabor.

Penelitian (Wisesty, 2016) menggunakan *wavelet* Gabor dan SVM untuk klasifikasi tekstur citra USG pada dua kelas. Wisesty mengelompokkan citra USG untuk melihat penyakit yang mengakibatkan kemandulan yaitu Polycystic Ovary (PCO), dengan akurasi tertinggi sebesar 78,46%.

Kombinasi dari Gabor *wavelet* dan SVM juga telah digunakan pada klasifikasi multi kelas (lebih dari dua kelas) dari tekstur (Mughtar and Cahyani, 2015);(Jain and Sinha, 2015);(Hou and Parker, 2005). Pada ketiga makalah ini, model SVM yang digunakan adalah *One Against All* (OAA). Mughtar mengelompokkan daun flavia menjadi lima kelas, menggunakan 108 citra daun. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 89,83%. Jain mengelompokkan citra satelit menjadi lima kategori yaitu kawasan perumahan, pertanian, padang pasir, gunung dan hutan. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi 98,5% untuk semua citra satelit. Hou mendeteksi cacat tekstil yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92,66%. Sedangkan pada (Supianto, 2015), fitur Gabor dan Fuzzy SVM digunakan untuk klasifikasi citra satelit, dengan hasil akurasi melebihi 80%.

Model SVM *One Against One* (OAO) telah diterapkan untuk klasifikasi jenis dan fase berbagai parasit malaria, dengan tingkat akurasi mulai dari 85% sampai dengan 95,55% (Permata, Purnama and Purnomo, 2013). Dalam hal ini, masukan ke SVM OAO adalah nilai statistik dari histogram warna. Sementara Pawening menggunakan fitur *Grey Level Co-occurrence matrix* (GLCM) sebagai input ke SVM OAO, untuk klasifikasi tekstur tekstil dengan akurasi sebesar 74,15%.

Model SVM *Directed Acyclic Graph* (DAG) juga telah diterapkan untuk klasifikasi serat asing pada serat kapas, dengan tingkat akurasi mencapai 92,34% (Yang *et al.*, 2011), Selain itu SVM DAG juga telah digunakan untuk klasifikasi jenis ikan menggunakan fitur GLCM, dengan tingkat akurasi mencapai 97% (Hu *et al.*, 2012).

Dari sekian banyak metode ekstraksi fitur tekstur yang sering digunakan seperti *grey level co-occurrence matrices* (GLCM), fitur Tamura, dan Gabor *wavelet*, (Howarth and Ruger, 2004)

memaparkan bahwa GLCM tidak dapat menggunakan gambar yang berukuran kecil dan gambar yang tidak utuh; fitur Tamura memberikan hasil menengah; sementara fitur Gabor dapat memberikan hasil yang lebih memuaskan dibandingkan dua metode lainnya, karena tiap *wavelet* mewakili energi pada frekuensi dan orientasi tertentu. *Wavelet* Gabor juga dapat merepresentasikan frekuensi dan orientasi sistem visual manusia, sehingga sering digunakan untuk mencari citra dengan pola yang berulang-ulang (Singh and Hemachandran, 2012).

Ben Salem mengatakan SVM memiliki kelebihan yang tidak terdapat pada klasifikasi lain yaitu: SVM dapat menggunakan jumlah data latih yang kecil, dapat meminimalkan kesalahan pada pelatihan, *robust* terhadap *noise* sedangkan *noise* dapat menurunkan kinerja pada *Neural Network* (NN). Tidak seperti NN, pada SVM tidak terjadi *over fitting*, serta dapat bekerja dengan baik pada dimensi tinggi. Terlebih lagi, SVM membutuhkan komputasi yang jauh lebih kecil dibandingkan dengan NN (Ben Salem and Nasri, 2009).

Mengingat potensi kegunaan klasifikasi motif secara otomatis pada industri tekstil, tingginya kinerja dari SVM multi kelas, baik dengan pendekatan OAO, DAG maupun OAA, dan keunggulan fitur Gabor, penelitian ini memaparkan penggunaan SVM OAO, DAG dan OAA untuk klasifikasi motif tekstil, dengan fitur motif diekstraksi menggunakan filter Gabor. Penelitian ini memiliki kontribusi sebagai berikut: (1) Membahas secara komprehensif dan membandingkan tiga jenis SVM, yaitu SVM OAA, SVM DAG dan SVM OAO pada pengelompokan citra motif tekstil; pembahasan penggunaan tiga jenis SVM pada artikel ini memberikan informasi yang berguna untuk memahami kinerja SVM, khususnya untuk klasifikasi motif tekstil. Studi pustaka menunjukkan belum ada artikel yang membahas dan membandingkan kinerja ketiga model SVM tersebut sekaligus. (2) Menunjukkan pengaruh penggunaan jumlah skala dan orientasi Gabor yang berbeda pada kinerja ketiga jenis SVM untuk klasifikasi motif tekstil. Sebelumnya, fitur Gabor lebih sering digunakan untuk deteksi cacat tekstil, seperti yang dilakukan Hou., dan Ghosh. (Hou and Parker, 2005);(Ghosh *et al.*, 2011). (3) Hasil simulasi menunjukkan bahwa akurasi dari metode yang dibahas pada artikel ini lebih tinggi dari metode sebelumnya, yang juga membahas klasifikasi motif tekstil (Pawening *et al.*, 2015).

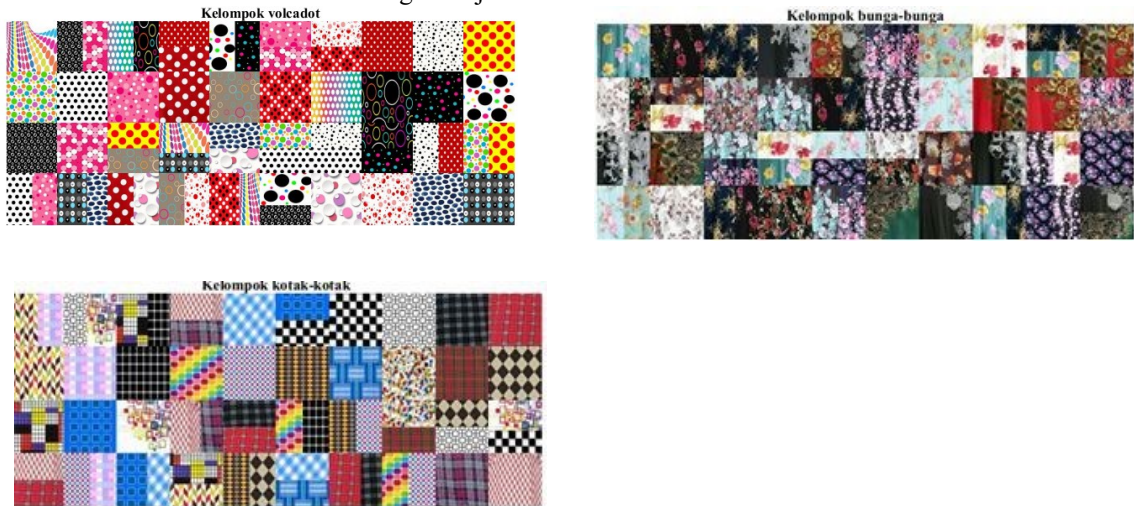
2. METODE PENELITIAN

Kinerja dari SVM multi kelas OAO, DAG dan OAA, dan pengaruh jumlah skala dan orientasi filter Gabor yang digunakan untuk ekstraksi fitur pada klasifikasi motif tekstil, dihitung dan ditentukan berdasarkan hasil simulasi komputer menggunakan 120 citra tekstil. Citra tekstil tersebut diambil dari beberapa katalog *online*; terdiri dari tiga kategori

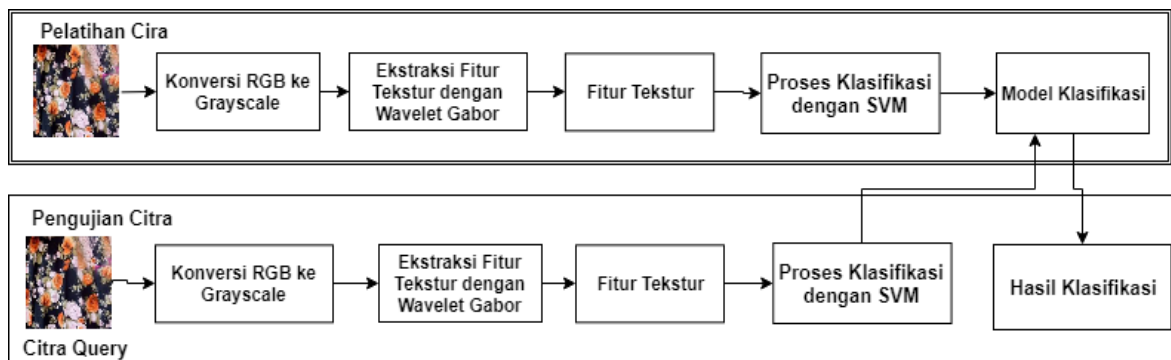
yaitu bunga-bunga, kotak-kotak dan polkadot masing-masing 40 citra. Gambar 1 menampilkan contoh citra tekstil.

2.1 SIMULASI

Gambar 2 menunjukkan blok diagram simulasi proses klasifikasi. Proses klasifikasi dibagi menjadi



Gambar 1. Dataset Citra Tekstil



Gambar 2. Blok Diagram Proses Klasifikasi Tekstur Tekstil

1. Pre-processing

Pre-processing yang dilakukan adalah (1) konversi dari ruang warna RGB menjadi *grayscale* (ditunjukkan pada Gambar 3), dan (2) *cropping* dan (3) *resizing* untuk penyeragaman *dataset*. *Cropping* bertujuan untuk mengambil bagian teksturnya saja, dan untuk beberapa citra *cropping* dilakukan untuk menggabungkan suatu citra dengan citra yang lain sehingga terbentuk citra tekstil yang baru. *Resizing* mengubah ukuran citra yang beragam menjadi satu ukuran yang sama yaitu 128 x 128 piksel.

2. Proses Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur dilakukan dua tahap yaitu pembentukan *Gabor filter bank* dan ekstraksi fitur citra (Putra, 2010)

a. Pembentukan *Gabor Filter Bank*

Pada tahap ini *Gabor filter bank* dibentuk dengan tiga parameter yang berbeda: (1) menggunakan dua

dua tahap yaitu pelatihan klasifikasi citra dan pengujian klasifikasi citra. Pada kedua tahap ini terdapat 3 proses yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

skala dan empat orientasi, sehingga menghasilkan delapan bank filter Gabor, (2) menggunakan empat skala dan enam orientasi, sehingga menghasilkan 24 bank filter Gabor dan (3) menggunakan lima skala dan delapan orientasi, sehingga menghasilkan 40 bank filter Gabor. Setiap filter memiliki kernel dengan besar 39 x 39 piksel.

b. Ekstraksi Fitur Citra

Pada tahap ini citra hasil preprocessing dikonvolusikan dengan Gabor filter bank yang telah dibentuk sebelumnya dan menghasilkan fitur Gabor. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah magnitude dari fitur Gabor. Pada Gambar 4 ditunjukkan contoh hasil ekstraksi fitur Gabor dengan lima skala dan delapan orientasi.

3. Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi terdiri dari dua tahap, yaitu pelatihan dan pengujian. Pada tahap pelatihan, nilai

vektor fitur diklasifikasikan dengan SVM (Prasetyo, 2014);(Nugroho, Witarto and Handoko, 2003) Citra-citra dikelompokkan ke dalam tiga kelompok: bunga-bunga, kotak-kotak, dan polkadot menggunakan SVM multi kelas pendekatan OAA, DAG dan OAO. Hasil klasifikasi berupa hasil pengelompokan selanjutnya disimpan ke dalam basis data.

Pada tahap pengujian citra juga mengalami proses yang sama dengan pelatihan citra. Akan tetapi hasil vektor fitur yang sudah diklasifikasi tidak disimpan ke dalam basis data melainkan dibandingkan dengan kelompok yang telah tersimpan pada basis data untuk menemukan data citra yang mirip/kelompok yang sesuai.

2.2 EVALUASI KINERJA SVM

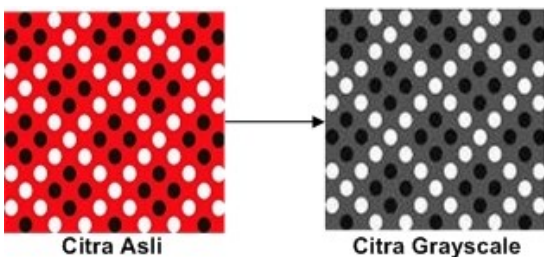
Untuk mengevaluasi kinerja SVM, dilakukan proses perhitungan akurasi yang didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual (sebenarnya). Rumus untuk menghitung akurasi diberikan pada persamaan (1).

$$A = \frac{TP}{TA} * 100\% \tag{1}$$

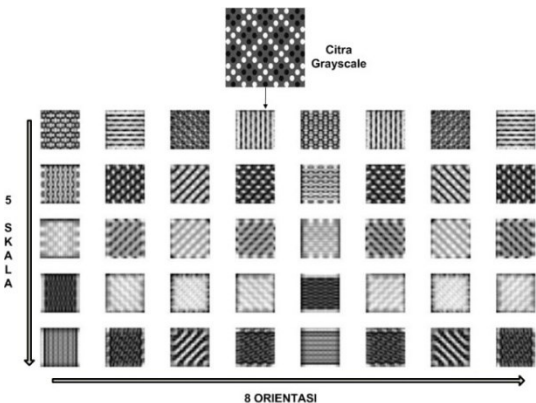
dimana A adalah *accuracy*, TP adalah total citra relevan yang terklasifikasi, TA adalah total citra yang diuji.

2.3 SKENARIO PENGUJIAN

Pengujian dilakukan dengan kernel linear pada tiga metode SVM yaitu OAA, DAG dan OAO, dan tiga kombinasi skala dan orientasi fitur Gabor seperti yang telah disebutkan sebelumnya. Pengujian dilakukan dengan tiga skenario yaitu (1) pengujian citra latih, (2) pengujian citra tidak utuh (terpotong),



Gambar 3. Hasil Pre-processing



Gambar 4. Contoh hasil 40 fitur citra

dan (3) pengujian *dataset* menggunakan aturan *K-fold validation* dengan nilai K=2, 4 dan 8.

Pengujian citra latih dilakukan dengan menguji citra yang sama dengan citra yang dilatih, pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat pengenalan terhadap citra yang sudah dilatih. Semua citra latih diuji pada tahap ini.

Pengujian citra terpotong bertujuan untuk menguji keandalan metode klasifikasi menggunakan citra tekstil yang sudah tidak utuh (terpotong). Dari masing-masing kategori diambil 10 citra untuk dijadikan citra uji. Selanjutnya citra uji tersebut dipotong sedemikian rupa hingga tidak menyerupai bentuk aslinya, untuk kemudian diklasifikasikan.

Pada pengujian dengan metode *k-fold validation*, nilai *k-fold* yang digunakan adalah 2, 4, dan 8. Untuk setiap nilai *k*, ketiga kelompok skala dan orientasi Gabor digunakan. Skenario pengujian ini diharapkan dapat mengetahui pengaruh jumlah *k* pada kinerja klasifikasi, juga pengaruh penggunaan skala dan orientasi fitur Gabor yang berbeda. Pada skema pengujian ini, data latih dan data uji adalah citra-citra yang berbeda.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dibahas hasil pengujian dari tiga skenario di atas. Hasil pengujian klasifikasi citra latih ditampilkan pada Tabel 1, hasil klasifikasi citra tidak utuh ditunjukkan pada Tabel 2. Hasil pengujian dengan aturan *k-fold validation* dari ketiga SVM, untuk tiga kelompok fitur Gabor dan tiga kategori motif ditunjukkan pada Gambar 5 sampai Gambar 7.

Berdasarkan Tabel 1 klasifikasi dengan menguji citra latih menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%. Perbedaan skala dan orientasi tidak merubah hasil SVM multi kelas; semua citra latih yang diuji berhasil dikelompokkan dengan tingkat akurasi 100%.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Citra Latih pada SVM OAA, DAG dan OAO

Jenis Tekstur	Akurasi		
	OAA	DAG	OAO
Bunga	100%	100%	100%
Kotak	100%	100%	100%
Polkadot	100%	100%	100%

Tabel 2. Hasil Klasifikasi Citra Tidak Utuh pada SVM OAA, DAG dan OAO

Jenis Tekstur	Akurasi		
	OAA	DAG	OAO
Bunga	100%	100%	100%
Kotak	100%	100%	100%
Polkadot	90%	100%	100%

Pada skenario kedua, ketika *dataset* yang sama dipotong atau kehilangan bagiannya sampai 1/2 bagian, dihasilkan nilai akurasi yang berbeda. SVM DAG dan OAO tetap mendapatkan hasil yang sama

dengan citra latih sebesar 100%, akan tetapi untuk SVM OAA mengalami sedikit penurunan pada bagian *true positive* yang dihasilkan pada kategori polkadot mendapat satu kesalahan prediksi sehingga menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%. Hasil SVM OAA, DAG dan OAO tidak terlalu berbeda, yaitu 90% dan 100%. Contoh hasil pengujian citra uji yang terpotong dapat dilihat pada Gambar 8.

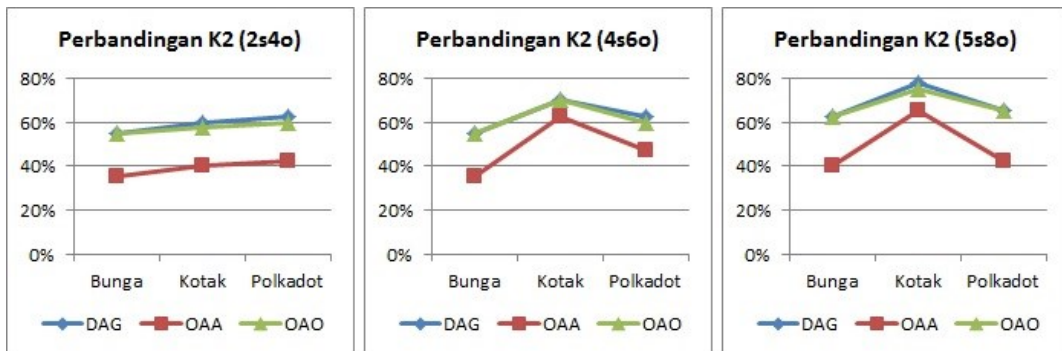
Pada penggunaan aturan *k-fold validation*, secara umum SVM DAG dan OAO menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan SVM OAA untuk semua skala dan orientasi Gabor. Pada Gambar 3 sampai 5, '2s4o' berarti dua skala empat orientasi, 4s6o berarti empat skala enam orientasi dan seterusnya.

Pengujian aturan *K-fold validation* dengan $K=2$, dilakukan dalam dua putaran. *Dataset* yang digunakan dibagi sama rata ke dalam dua kelompok yaitu K_{21} dan K_{22} . Masing-masing kelompok terdiri dari 60 citra yang diambil secara acak. Pada pengujian pertama, K_{21} digunakan sebagai citra latih dan K_{22} digunakan sebagai citra uji. Pada pengujian kedua dilakukan sebaliknya. Gambar 5 menunjukkan rata-rata nilai akurasi dari dua pengujian di atas untuk semua jenis SVM dengan semua kelompok fitur Gabor. Penggunaan fitur Gabor dengan lima skala dan delapan orientasi mencapai akurasi tertinggi pada motif bunga dan polkadot; dimana SVM DAG dan

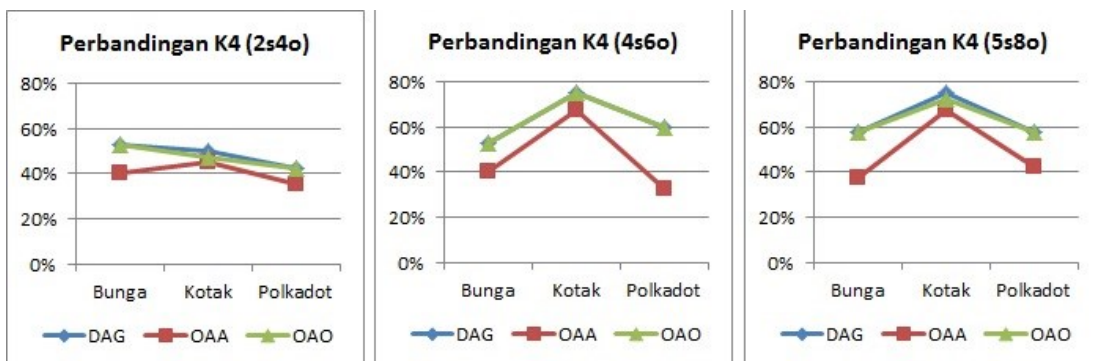
OAO menghasilkan akurasi yang lebih tinggi 23% dibandingkan SVM OAA.

Pada pengujian dengan $K=4$, terdapat empat siklus pengujian. Data set dibagi menjadi 4 bagian dengan jumlah citra yang sama pada setiap bagiannya. Bagian-bagian tersebut dinotasikan sebagai K_{41} , K_{42} , K_{43} , K_{44} , dan masing-masing berisi 30 citra. Pada siklus pertama, K_{41} , K_{42} , K_{43} dijadikan data latih dan K_{44} dijadikan data uji. Pada siklus kedua K_{42} , K_{43} , K_{44} dijadikan sebagai data latih dan K_{41} dijadikan sebagai data uji. Demikian seterusnya sehingga setiap bagian menjadi data uji. Gambar 6 menunjukkan nilai akurasi rata-rata dari empat pengujian di atas. Penggunaan fitur Gabor empat skala enam orientasi menghasilkan akurasi tertinggi, yang dicapai oleh SVM DAG dan OAO.

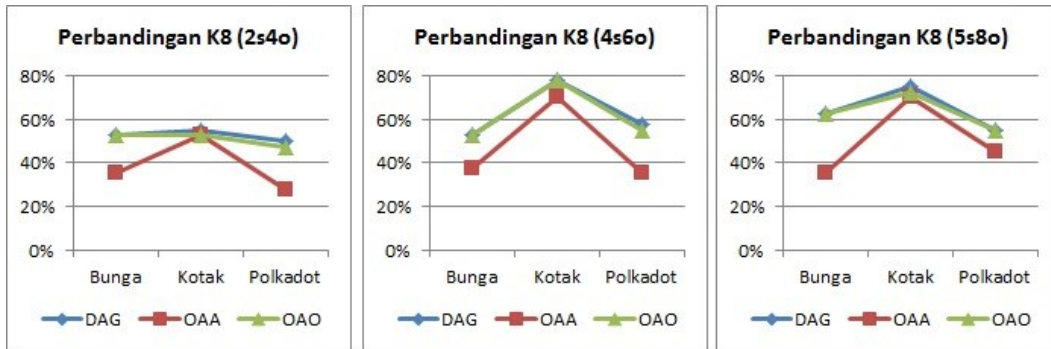
Pengujian dengan nilai $K=8$ dilakukan dalam delapan putaran. Data citra dibagi menjadi delapan bagian sama besar; dalam hal ini 120 citra dibagi menjadi 15 citra per bagian. Bagian-bagian tersebut dinotasikan dengan K_{81} , K_{82}, \dots, K_{88} . Pada pengujian pertama K_{81} , K_{82}, \dots, K_{87} menjadi data latih, dan K_{88} menjadi data uji. Semua bagian menjadi data menjadi data uji, sehingga terdapat delapan set hasil pengujian. Gambar 7 menunjukkan hasil akurasi rata-rata dari delapan set pengujian. Hasil akurasi tertinggi diperoleh ketika fitur Gabor empat skala enam orientasi digunakan, yaitu dicapai oleh SVM DAG dan OAO.



Gambar 5. Perbandingan akurasi tiga jenis SVM ($K=2$) dari tiga kelompok motif dengan tiga macam kombinasi fitur Gabor



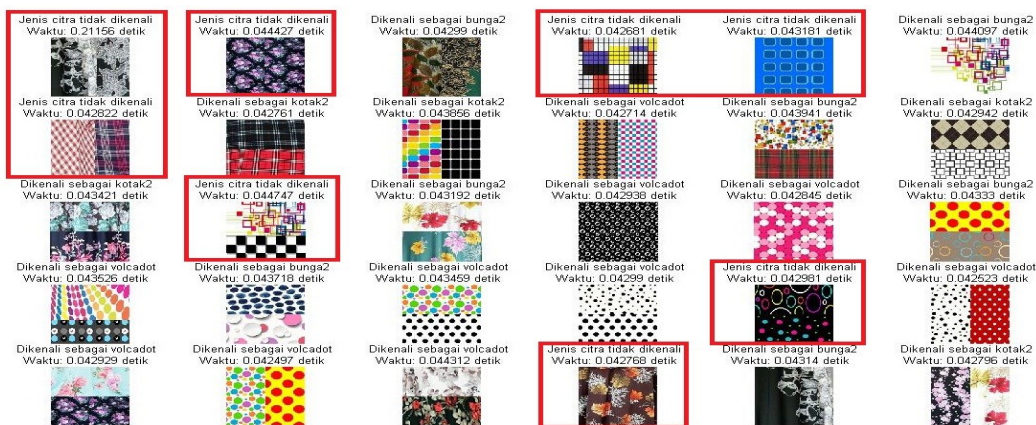
Gambar 6. Perbandingan akurasi tiga jenis SVM ($K=4$) dari tiga kelompok motif dengan tiga macam kombinasi fitur Gabor



Gambar 7. Perbandingan akurasi tiga jenis SVM (K=8) dari tiga kelompok motif dengan tiga macam kombinasi fitur Gabor



Gambar 8. Pengujian Citra Terpotong Pada SVM OAO



Gambar 9. Contoh Kesalahan Klasifikasi Pada SVM OAO

Pada Gambar 5, 6 dan 7, dapat dilihat perbandingan antara SVM OAA, DAG dan OAO untuk setiap nilai K yang berbeda. Untuk semua nilai K, SVM DAG dan OAO mendapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu mencapai 78%. Pada klasifikasi OAA

banyak citra yang tidak terklasifikasi seperti contoh yang ditunjukkan pada Gambar 9 (ditandai kotak merah), sehingga akurasi penggunaan OAA lebih kecil. Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa SVM DAG dan OAO lebih baik dibandingkan dengan

SVM OAA. Begitu juga dengan berbagai skala dan orientasi fitur Gabor, dapat dikatakan bahwa Gabor empat skala enam orientasi dan Gabor lima skala delapan orientasi lebih tinggi daripada Gabor dua skala empat orientasi. Dengan beberapa pengecualian, dari semua skala dan orientasi fitur Gabor yang digunakan, SVM DAG, OAA dan OAO menghasilkan akurasi yang tertinggi pada pengelompokan motif kotak, diikuti oleh motif bunga atau polkadot.

Penelitian terdahulu yang dibahas pada bagian pendahuluan tidak dapat dibandingkan secara langsung dengan pembahasan pada makalah ini, karena perbedaan jumlah dan jenis citra/objek yang diklasifikasi, digunakan atau tidaknya aturan *k-fold validation* pada saat pengujian dan jenis SVM yang digunakan. Namun demikian, sebagai acuan, pada Tabel 3 ditunjukkan ringkasan dari metode-metode terdahulu yang menginformasikan penggunaan *k-fold validation* dan akurasi yang dicapai. Dari Tabel 3 dapat dilihat bahwa topik bahasan dari makalah ini paling dekat dengan penelitian Pawening.

Hasil akurasi pengelompokan tanpa aturan *k-fold validation* mencapai hasil yang lebih tinggi yaitu 90%–100%, dibandingkan dengan penelitian Pawening, yang menghasilkan akurasi sebesar

74.15%. Pawening menggunakan kombinasi GLCM dan *linear binary pattern* sebagai pengekstraksi fitur dan SVM OAO sebagai pengklasifikasi; sedangkan penelitian ini menggunakan fitur Gabor dan SVM. Terlepas dari berbedanya *dataset* citra yang digunakan, diperoleh intuisi bahwa penggunaan fitur Gabor berpengaruh dalam peningkatan akurasi SVM.

Penggunaan fitur Gabor dengan skala dan orientasi yang semakin besar dapat meningkatkan akurasi klasifikasi SVM. Sebagai contoh pada Gambar 5, penggunaan fitur Gabor 4s6o meningkatkan akurasi SVM DAG, OAA dan OAO sebesar 10% sampai 23% untuk semua kategori motif, dibandingkan penggunaan fitur Gabor 2s4o. Selanjutnya, dari Gambar 6 dapat dilihat bahwa penggunaan fitur Gabor 4s6o dan 5s8o menghasilkan peningkatan yang sama besar untuk kategori kotak yaitu 25%, dengan 2s4o sebagai acuan. Sedangkan pada Gambar 7, penggunaan fitur Gabor 4s6o, menghasilkan akurasi tertinggi yaitu mencapai 78%; sementara fitur Gabor 5s8o menghasilkan akurasi sebesar 75%.

Tabel 3. Pengguna Metode *K-fold* Validasi

No	Penelitian Terdahulu	Menggunakan/tidak menggunakan Metode <i>k-fold validation</i>	Tingkat Akurasi
1	Penggunaan SVM DAG, OAA, dan OAO (metode yang dipaparkan pada makalah ini)	TIDAK	90% dan 100%
2	Penggunaan SVM DAG, OAA, dan OAO (metode yang dipaparkan pada makalah ini)	YA (nilai <i>k-fold</i> =2, 4, dan 8)	78%
3	(Pawening <i>et al.</i> , 2015) menggunakan fitur Grey Level Co-occurrence matrix (GLCM) sebagai input ke SVM OAO, untuk klasifikasi tekstur tekstil.	TIDAK	74.15%
4	(Wisesty, 2016) menggunakan <i>wavelet</i> Gabor dan SVM untuk klasifikasi tekstur citra USG pada dua kelas	TIDAK	78%
5	(Muchtar and Cahyani, 2015) mengelompokkan daun flavia menjadi lima kelas, menggunakan SVM OAA.	YA (nilai <i>k-fold</i> =3, 5, dan 7)	89,83%
6	(Jain and Sinha, 2015) mengelompokkan citra satelit menjadi lima kategori yaitu kawasan perumahan, pertanian, padang pasir, gunung dan hutan. menggunakan SVM OAA	TIDAK	98,50%
7	(Hou and Parker, 2005) mendeteksi cacat tekstil menggunakan SVM OAA.	TIDAK	92,66%
8	(Supianto and others, 2015) klasifikasi citra satelit menggunakan Fuzzy SVM.	TIDAK	80%
9	(Permata, Purnama and Purnomo, 2013) klasifikasi jenis dan fase berbagai parasit malaria menggunakan SVM OAO.	TIDAK	85% - 95,55%
10	(Yang <i>et al.</i> , 2011) klasifikasi serat asing pada serat kapas menggunakan SVM DAG.	TIDAK	92,34%
11	(Hu <i>et al.</i> , 2012) klasifikasi jenis ikan menggunakan fitur GLCM dan SVM DAG	TIDAK	97%

4. KESIMPULAN

Tiga model SVM yaitu *One Against One (OAO)*, *Directed Acyclic Graph (DAG)* dan *One Against All (OAA)* digunakan untuk klasifikasi tiga motif citra tekstil, yaitu motif bunga, kotak dan

polkadot. *Wavelet Gabor* dengan tiga jenis kombinasi skala dan orientasi digunakan sebagai pengekstraksi fitur. Pengujian dengan citra terpotong mencapai akurasi 90%–100%. Akurasi terbaik berdasarkan kelompok motif diperoleh kategori kotak yang mencapai 78%, diikuti oleh kategori polkadot (65%)

atau bunga (63%). Akurasi SVM DAG dan OAO mencapai 78%, lebih baik dibandingkan SVM OAA yang akurasi tertingginya 70%. Penggunaan fitur Gabor dengan jumlah skala dan orientasi yang lebih besar dapat meningkatkan akurasi, dalam hal ini penggunaan empat skala enam orientasi dan lima skala delapan orientasi menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dari penggunaan dua skala empat orientasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dibiayai oleh Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi lewat Skim Penelitian Tim Pascasarjana.

DAFTAR PUSTAKA

- GHOSH, A. *ET AL.* (2011) 'Pattern classification of fabric defects using support vector machines', *International Journal of Clothing Science and Technology*. Emerald Group Publishing Limited, 23(2/3), pp. 142–151.
- HOU, Z. AND PARKER, J. M. (2005) 'Texture defect detection using support vector machines with adaptive gabor wavelet features', in *Application of Computer Vision, 2005. WACV/MOTIONS'05 Volume 1. Seventh IEEE Workshops on*, pp. 275–280.
- HOWARTH, P. AND RÜGER, S. M. (2004) 'Evaluation of texture features for content-based image retrieval', in *CIVR*, pp. 326–334.
- HU, J. *ET AL.* (2012) 'Fish species classification by color, texture and multi-class support vector machine using computer vision', *Computers and electronics in agriculture*. Elsevier, 88, pp. 133–140.
- JAIN, M. AND SINHA, A. (2015) 'Classification of satellite images through gabor filter using svm', *International Journal of Computer Applications*. Foundation of Computer Science, 116(7).
- MESSIER, P. AND JOHNSON, C. R. (2014) 'Automated surface texture classification of photographic print media', in *Signals, Systems and Computers, 2014 48th Asilomar Conference on*, pp. 1105–1108.
- MUCHTAR, M. AND CAHYANI, L. (2015) 'Klasifikasi Citra Daun dengan Metode Gabor Co-Occurrence', *ULTIMA Computing*, 7(2), pp. 39–47.
- NUGROHO, A. S., WITARTO, A. B. AND HANDOKO, D. (2003) 'Support vector machine teori dan aplikasinya dalam bioinformatika', *Kuliah Umum Ilmu Komputer. com*.
- PAWENING, R. E. *ET AL.* (2015) 'Classification of textile image using support vector machine with textural feature', in *Information & Communication Technology and Systems (ICTS), 2015 International Conference on*, pp. 119–122.
- PERMATA, E., PURNAMA, I. K. E. AND PURNOMO, M. H. (2013) 'Klasifikasi Jenis dan Fase Parasit Malaria Plasmodium Falciparum dan Plasmodium Vivax dalam Sel Darah Merah Menggunakan Support Vector Machine One Against One', *SEMNAS TEKNOLOGI ONLINE*, 1(1), pp. 1–2.
- PRASETYO, E. (2014) 'Data mining mengolah data menjadi informasi menggunakan matlab', *Yogyakarta: Andi Offset*.
- PUTRA, D. (2010) *Pengolahan citra digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- BEN SALEM, Y. AND NASRI, S. (2009) 'Automatic classification of woven fabrics using multi-class support vector machine', *Research Journal of Textile and Apparel*. Emerald Group Publishing Limited, 13(2), pp. 28–36.
- SINGH, S. M. AND HEMACHANDRAN, K. (2012) 'Content-based image retrieval using color moment and Gabor texture feature', *IJCSI Int. J. Comput. Sci. Issues* 9, 9(5), pp. 299–309.
- SONG, A. *ET AL.* (2014) 'A Novel Texture Sensor for Fabric Texture Measurement and Classification.', *IEEE Trans. Instrumentation and Measurement*, 63(7), pp. 1739–1747.
- SUPIANTO, A. A. S. (2015) 'Klasifikasi Citra Satelit Menggunakan Kombinasi Fitur Warna Dan Fitur Tekstur', *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(2), pp. 102–109.
- WISESTY, U. N. (2016) 'Implementasi Gabor Wavelet dan Support Vector Machine pada Deteksi Polycystic Ovary (PCO) Berdasarkan Citra Ultrasonografi', *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 1(2), pp. 67–82.
- YANG, W. *ET AL.* (2011) 'Fast recognition of foreign fibers in cotton lint using machine vision', *Mathematical and Computer Modelling*. Elsevier, 54(3–4), pp. 877–882.
- CAKRANINGRAT, R., 2011. Sistem pendukung Keputusan untuk UMKM. [ebook]. UBX Press. Tersedia melalui: Perpustakaan Universitas BX <<http://perpustakaan.ubx.ac.id>> [Diakses 1 Juli 2013]
- COX, C., BROWN, J.T. dan TUMPINGTON, W.T., 2002. What Health Care Assistants Know about Clean Hands. *Nursing Today*, Spring Issue, pp.64-68.
- GOALIE, D. 2008. Remote Sensing Technology for Modern Soccer. *Popular science and Technology*, [online] Tersedia di: <<http://www.popsoci.com/b012378/soccer.html>> [Diakses 1 Juli 2009]

- International Standards Office, 1998. ISO 690 – 2 Information and Documentation: Bibliographical References: Electronic Documents. Geneva: ISO.
- RICHMOD, J., 2005. Customer Expectations in the World of Electronic Banking: a Case Study of the Bank of Britain. PhD. Anglia Ruskin University.
- RUMBAUGH, J., JACOBSON, I. & BOOCH, G., 2005. The Unified Modeling Language reference manual. 2nd ed. Boston: Addison-Wesley.
- SAMSON, C., 1970. Problems of information studies in history. Dalam: S. Stone, ed. 1980. Humanities information research. Sheffield: CRUS.pp. 44-68.
- Scottish Intercollegiate Guidelines, 2001. Hypertension in the elderly. (SIGN publication 20) [online] Edinburgh: SIGN (Diterbitkan 2001) Tersedia di:<<http://www.sign.ac.uk/sign49.pdf>> [Diakses 22 November 2004]
- SOMMERVILLE, I., 2011. Software engineering. 9th ed. London: AddisonWesley.
- TANENBAUM, A.S., 1998. Organisasi Komputer Terstruktur, jilid 1. Diterjemahkan dari Bahasa Inggris oleh T.A.H Al-Hamdany. 2001. Jakarta: Salemba Teknik.
- UNDESA (United Nations Department of Economic and Social Affairs), 2005. 6th Global forum for reinventing government: towards participatory dan transparent governance. Seoul, Republic of Korea, 24-27 May 2005. New York: United Nations.
- Undang-undang Republik Indonesia nomor 12 tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi. Jakarta: Kementerian Sekretariat Negara Republik Indonesia.

Halaman ini sengaja dikosongkan