

Analisa Hasil Perbandingan Poly Kernel dan Normalisasi Poly Kernel Pada Support Vector Machine Sebagai Metode Klasifikasi Citra Tanda Tangan

Chyntia Raras Ajeng Widiawati¹, Suliswaningsih²

^{1,2} Universitas Amikom Purwokerto

Jl. Letjend Pol. Soemarto No.126, Watumas, Purwanegara, Kec. Purwokerto Utara, Kabupaten Banyumas, Jawa Tengah, Indonesia

e-mail: ¹ chyntiaraw@amikompurwokerto.ac.id, ² suliswani@amikompurwokerto.ac.id

Informasi Artikel	Diterima: 31-08-2021	Direvisi: 24-03-2022	Disetujui: 29-03-2022
-------------------	----------------------	----------------------	-----------------------

Abstrak

Tanda tangan merupakan salah satu karakteristik penting yang bisa dimanfaatkan dalam verifikasi beberapa dokumen, salah satunya adalah dokumen akademik. Verifikasi tanda tangan di lingkungan akademik merupakan hal yang penting terutama dalam memastikan keaslian tanda tangan dosen atau tenaga pengajar. Tidak sedikit mahasiswa yang memilih untuk melakukan pemalsuan tanda tangan dosen atau tenaga pengajar demi mempermudah proses akademik mereka, hal tersebut menjadi masalah yang cukup penting terlebih jika mahasiswa tersebut sebenarnya belum layak dan belum memenuhi kriteria untuk mendapat tanda tangan atau pengesahan dari dosen yang bersangkutan. Diperlukan sebuah teknik maupun metode yang bisa membantu proses verifikasi tanda tangan dosen dan tenaga pengajar di lingkungan akademik. Salah satu teknik yang mungkin digunakan adalah dengan menggunakan teknik pengolahan citra. Pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi antara citra tanda tangan asli dan palsu sebagai proses verifikasi dari keaslian tanda tangan dosen yang diperoleh mahasiswa. Data yang digunakan merupakan citra tanda tangan dari dosen Universitas Amikom Purwokerto yang menjadi penguji pada Seminar Tugas Praktik. Metode yang diusulkan pada proses klasifikasi dengan menggunakan algoritme Support Vector Machine (SVM) dengan dua kernel yang berbeda. Kedua kernel tersebut terdiri dari poly kernel dan normalisasi poly kernel, pemilihan kedua kernel tersebut digunakan untuk membandingkan hasil mana yang lebih optimal. Hasil dari penelitian ini adalah SVM dengan menggunakan normalisasi poly kernel mampu memberikan hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan poly kernel saja. Hasil yang diperoleh dengan menggunakan normalisasi poly kernel yaitu tingkat akurasi sebesar 79,43% dan tingkat spesifisitas sebesar 100%.

Kata Kunci: klasifikasi tanda tangan, support vector machine, pengolahan citra

Abstract

Signature is one of the important characteristics that can be used in verification of several documents, one of which is an academic document. Signature verification in the academic environment is important, especially in ensuring the authenticity of the lecturers or teaching staff signatures. Not a few students who choose to falsify the signature of a lecturer or teaching staff in order to facilitate their academic process, this is an important issue especially if the student is actually not eligible and does not meet the criteria to get a signature or endorsement from the lecturer concerned. A technique or method is needed that can help the process of verifying the signatures of lecturers and teaching staff in an academic environment. One technique that might be used is to use image processing techniques. In this study a classification will be made between the genuine and forgery signature images as a verification process of the authenticity of the lecturer signatures obtained by students. The data used is the signature image of a lecturer at Amikom Purwokerto University who was a examiner at the Practical Task Seminar. The method proposed in the classification process uses the Support Vector Machine (SVM) algorithm with two different kernels. Both kernels consist of poly kernel and normalized poly kernel, the selection of the two kernels is used to compare which results are more optimal. The results of this study are SVM by using poly kernel normalization to be able to give better results when compared to using poly kernel only. The results obtained using poly kernel normalization are an accuracy level of 79.43% and a specificity level of 100%.

Keywords: signature classification, support vector machine, image processing



1. Pendahuluan

Tanda tangan adalah salah satu dari karakteristik fisiologis yang dimiliki oleh manusia dan biasa digunakan pada proses verifikasi suatu dokumen atau identitas (Jaiswal et al., 2011) (Widodo & Harjoko, 2015). Tanda tangan dianggap sebagai alat identifikasi yang baik, karena dianggap tidak dapat dicuri maupun dipinjamkan kepada orang lain (Gazali et al., 2008). Proses verifikasi suatu dokumen dengan menggunakan tanda tangan sudah dilakukan hampir diberbagai bidang pada berbagai macam dokumen kegiatan yang memerlukan tanda tangan sebagai identifikasi dan kebenaran dokumen (Angel & Wulanningrum, 2020). Salah satu bidang yang memanfaatkan tanda tangan sebagai alat verifikasi adalah bidang pendidikan. Pada bidang pendidikan khususnya Perguruan Tinggi, verifikasi tanda tangan Dosen sangat dibutuhkan pada berbagai proses administrasi dalam kegiatan akademik. Tidak sedikit kegiatan akademik yang berlangsung memerlukan pengesahan dalam bentuk tanda tangan dari Dosen. Beberapa mahasiswa mungkin akan melakukan pemalsuan tanda tangan Dosen untuk mempercepat dan mempermudah proses administrasi dalam mengurus beberapa hal. Hal tersebut dapat berakibat fatal apabila mahasiswa pelaku pemalsuan tanda tangan Dosen tidak dapat dipantau satu persatu, terlebih jika mahasiswa yang bersangkutan mampu memalsukan tanda tangan Dosen dengan tingkat kemiripan yang cukup tinggi. Selain itu, pola tanda tangan Dosen yang sederhana dan memiliki tingkat kerumitan yang rendah akan meningkatkan peluang terjadinya pemalsuan tanda tangan terhadap Dosen yang bersangkutan. Proses verifikasi terhadap keaslian tanda tangan Dosen sangat diperlukan untuk menghindari terjadinya hal-hal yang akan memberikan banyak dampak negatif bagi berlangsungnya proses akademik. Namun, proses verifikasi secara manual akan memakan waktu yang cukup lama dan tidak mampu memberikan hasil yang maksimal karena keterbatasan terhadap pengamatan visual yang dilakukan manusia (Amelia et al., 2018).

Seiring dengan perkembangan teknologi, beberapa cara maupun teknik telah dikembangkan untuk mempermudah proses verifikasi khususnya pada verifikasi tanda tangan dan sering disebut sebagai *Handwritten Signature Verification* (Wibowo et al., 2014). Salah satu teknik yang sering digunakan pada berbagai proses verifikasi adalah pengolahan citra digital. Dengan memanfaatkan citra dari suatu objek, proses verifikasi bisa lebih mudah dan cepat. Beberapa penelitian pada bidang identifikasi dan verifikasi tanda tangan dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra telah

dilakukan dengan memanfaatkan berbagai teknik dan metode pada pengolahan citra. Bertolini, dkk (Bertolini et al., 2010) melakukan klasifikasi untuk verifikasi tanda tangan asli dengan menggunakan *Genetic Algorithm*. Pada penelitian tersebut ekstraksi fitur dilakukan dengan meletakkan grid diatas citra biner untuk perhitungan jumlah piksel hitam berdasarkan representasi grafik sehingga diperoleh fitur kepadatan piksel hitam (*density*), kemiringan (*slant*), distribusi dan kelengkungan. Pada tahap klasifikasi penelitian tersebut dilakukan dengan melihat ketidaksamaan representasi berdasarkan fitur representasi grafik yang telah diperoleh sebelumnya. Pada penelitian ini belum dilakukan pemeriksaan terhadap beberapa cara yang bisa digunakan untuk menentukan titik singular yang digunakan pada ekstraksi fitur. Disarankan untuk meningkatkan hasil rekonstruksi, karena semakin baik hasil rekonstruksi maka fitur yang ditetapkan akan semakin dapat diandalkan.

Serdouk, dkk (Serdouk et al., 2017) pada penelitiannya juga melakukan verifikasi tanda tangan dengan melakukan tahap pembangkitan fitur. Pada penelitiannya sistem dapat memutuskan sebuah tanda tangan merupakan tanda tangan asli atau tanda tangan yang dipalsukan. Fitur yang digunakan pada penelitian tersebut adalah *Histogram of Templates* (HOT). Sedangkan pada tahap verifikasi, dilakukan kombinasi metode *Artificial Immune Recognition System* (AIRS) dan *Support Vector Machine* (SVM). AIRS digunakan untuk menghasilkan memori dari fitur yang telah diekstrak sebelumnya. Sedangkan SVM digunakan untuk mengklasifikasikan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Namun, penentuan ambang batas dengan nilai yang bukan nol akan menggeser *hyperplane* dari posisi konvensional. Hal tersebut terkadang menjadi alasan tidak optimalnya SVM dalam menentukan kelas tanda tangan asli dan tanda tangan palsu.

Penelitian selanjutnya mengenai verifikasi tanda tangan adalah penelitian Prathiba, dkk (Prathiba & Basavaraj, 2017) dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) pada tahap ekstraksi fitur. Klasifikasi pada penelitian tersebut terdiri dari template tanda tangan dan pattern matching. Pada klasifikasinya dilakukan perbandingan metode klasifikasi yaitu *Neural Networks Algorithm* (NN Algorithm) dengan algoritme gabungan yaitu *Neural Networks Algorithm* yang digabungkan dengan *Maximum Likelihood Algorithm* (ML Algorithm). Pada penelitian ini, implementasi awal dari sistem verifikasi tanda tangan hanya menggunakan sedikit fitur dan teknik yang digunakan juga hanya mampu menyesuaikan

fitur yang telah dipilih. Padahal fitur yang dimiliki oleh tanda tangan cukup banyak dan memungkinkan untuk digunakan sehingga mampu memberikan hasil yang lebih optimal.

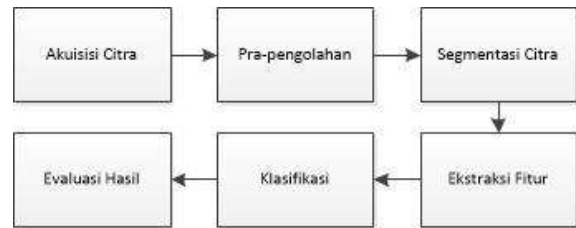
Pada penelitian ini akan dilakukan identifikasi terhadap citra tanda tangan Dosen di Universitas Amikom Purwokerto dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra digital. Citra tanda tangan dosen akan diklasifikasikan kedalam dua kelas yaitu tanda tangan asli dan tanda tangan palsu (tiruan). Proses klasifikasi citra ini dilakukan untuk memverifikasi hasil tanda tangan Dosen, apakah benar tanda tangan yang diperoleh oleh mahasiswa adalah tanda tangan asli dari Dosen yang bersangkutan. Pada penelitian ini ekstraksi fitur yang akan digunakan adalah fitur statistik orde pertama dan fitur tekstur *Gray Level Occurrence Matrix* (GLCM). Fitur yang diperoleh kemudian akan digunakan pada tahap klasifikasi, dimana pada tahap klasifikasi akan digunakan algoritme *Support Vector Machine* dengan dua kernel yang berbeda. Hasil klasifikasi menggunakan SVM klasifier dengan dua kernel yang berbeda yaitu poly kernel dan normalisasi poly kernel kemudian akan dibandingkan. SVM selama ini telah bekerja dengan sangat baik pada sampel kecil verifikasi tanda tangan (Safitri et al., 2018).

Alasan yang mendasari pemilihan dua kernel yang berbeda pada SVM dikarenakan penentuan kernel pada SVM dalam proses klasifikasi mampu mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan (Budiarni, 2019). Salah satu penelitian pengenalan tulisan tangan yang memberikan hasil perbandingan dari beberapa kernel pada SVM adalah penelitian yang dilakukan oleh Alalshekmubarak, dkk (Alalshekmubarak et al., 2012). Pada penelitian tersebut (Alalshekmubarak et al., 2012), pengenalan tulisan tangan pada bahasa arab dilakukan dengan beberapa kernel pada SVM dengan hasil akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan normalisasi poly kernel. Sehingga pada penelitian ini, pengenalan tanda tangan akan dilakukan dengan poly kernel dan normalisasi poly kernel untuk mengetahui kinerja kedua kernel pada klasifikasi tanda tangan.

2. Metode Penelitian

Secara umum, metodologi pada penelitian ini terdiri dari tujuh tahapan pengolahan citra. Masing-masing tahapan memiliki metode yang secara khusus dipilih dan digunakan dalam penelitian ini. Tahapan umum pada penelitian ini diantaranya adalah akuisisi citra, pra-pengolahan, segmentasi citra, ekstraksi fitur, klasifikasi dan evaluasi hasil klasifikasi. Tahap penelitian secara umum dapat dilihat pada

Gambar 1 yang dijelaskan pada sub-bab berikutnya:



Gambar 1. Alur Metode Usulan

Tahap pertama pada penelitian ini adalah akuisisi citra, data yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra hasil digitalisasi terhadap beberapa tanda tangan dosen asli dan beberapa tanda tangan yang ditirukan. Data diambil di lingkungan Universitas Amikom Purwokerto terhadap dosen penguji Tugas Praktek. Hasil scan yang diperoleh memiliki kualitas dan ketajaman citra yang masih rendah, sehingga perbedaan antara objek dengan latar belakang masih kurang jelas. Tahap kedua adalah tahap pra-pengolahan yang meliputi konversi ruang warna, ekstraksi kanal pada ruang warna, peningkatan kontras dan filtering. Selanjutnya, adalah tahap segmentasi citra dari hasil pra-pengolahan. Pada proses segmentasi meliputi operasi morfologi yang kemudian diikuti dengan operasi penentuan ambang batas (thresholding). Hasil dari segmentasi adalah citra biner yang kemudian digunakan pada tahap berikutnya yaitu tahap ekstraksi fitur. Pada tahap ekstraksi fitur akan dilakukan pengambilan ciri atau fitur yang diperoleh dari citra hasil segmentasi. Hasil fitur yang telah diperoleh kemudian digunakan pada tahap klasifikasi, dimana hasil tersebut akan diklasifikasikan ke dalam dua kelas yaitu tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Pada tahap terakhir akan dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi yang telah dilakukan dengan menggunakan parameter pengukuran yaitu akurasi dan spesifisitas.

2.1 Pra-pengolahan Citra

Pada tahap pra-pengolahan citra hasil akuisisi mengalami konversi citra dari RGB ke grayscale, hal tersebut didasarkan karena pada beberapa hasil eksperimen citra grayscale mampu memberikan hasil yang paling baik secara visual terhadap citra tanda tangan. Selanjutnya, dilakukan proses peningkatan kontras dengan tujuan agar kontras antara objek (tanda tangan) dengan latar belakang memiliki perbedaan yang lebih jelas, sehingga proses pemisahan objek dengan latar belakang menjadi lebih mudah. Sebelum masuk ke tahap segmentasi, dilakukan filtering terlebih dahulu terhadap citra hasil peregangkan kontras dengan tujuan untuk menghilangkan noise atau objek yang tidak dibutuhkan pada pengolahan citra tanda tangan.

2.2 Segmentasi Citra

Tahap berikutnya yaitu tahap segmentasi citra, pada tahap ini dilakukan beberapa kali proses morfologi untuk mendapatkan bentuk dan pola tanda tangan yang jelas dan tidak terputus-putus. Selain proses morfologi, dilakukan juga proses penentuan

nilai ambang batas untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya. Pada penelitian ini proses penentuan nilai ambang batas dengan menggunakan Adaptive thresholding atau pengembangan adaptif merupakan proses penentuan ambang batas berdasarkan nilai ambang lokal yang dihitung secara adaptif. Perhitungan ambang batas tersebut didasarkan pada statistika piksel-piksel tetangga. Hasil citra biner kemudian mengalami dua kali operasi morfologi, operasi morfologi yang pertama yaitu operasi morfologi reskonstruksi bertujuan untuk mengembalikan bentuk objek yang tersisa pada proses thresholding. Selanjutnya diikuti dengan operasi morfologi dilasi dengan tujuan untuk menyambungkan piksel-piksel yang berdekatan sesuai dengan structuring element yang ditentukan.

2.3 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan fitur tekstur orde pertama dan analisis tekstur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Fitur tekstur orde pertama diantaranya adalah berupa rata-rata intensitas objek (mean), rata-rata kontras citra (standar deviasi), skewness, kurtosis, dan entropi. Sedangkan fitur dari GLCM diantaranya kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Total keseluruhan fitur yang diekstrak pada tahap sebelumnya berjumlah 9 fitur atau ciri yang akan digunakan sebagai data masukkan pada tahap klasifikasi.

2.4 Klasifikasi

Setelah fitur hasil ekstraksi diperoleh, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan algoritme Support Vector Machine (SVM) dengan dua kernel yang berbeda yaitu poly kernel dan normalisasi poly kernel. Klasifikasi bertujuan untuk memisahkan objek kedalam dua kelas yaitu tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Pemilihan metode Support Vector Machine dikarenakan kemampuannya dalam klasifikasi dua kelas yang sangat baik pada beberapa kasus. SVM unggul dalam klasifikasi tapi kurang optimal karena beberapa penelitian hanya menggunakan sedikit tanda tangan referensi (Serdouk et al., 2017) SVM menggunakan ruang berdimensi tinggi untuk menemukan hyperplane pada klasifikasi biner (Bhavsar & Waghmare, 2013). Penentuan kernel pada SVM mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan, meskipun hasil akurasi juga bisa bergantung pada karakteristik dari dataset yang digunakan (Budiarni, 2019). Pada proses klasifikasi, tool yang digunakan adalah WEKA dan klasifikasi akan dilakukan pada dua kelompok data yaitu data training dan data testing dengan menggunakan 10 folds cross validation. Pemilihan 10 folds cross validation dipilih agar proses pengacakan data training dan data testing yang digunakan menjadi lebih merata dan menyerupai proses verifikasi pada data real.

2.5 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Klasifikasi dievaluasi menggunakan dua parameter yaitu akurasi dan spesifisitas dengan

alasan sebagai berikut. Akurasi menunjukkan persentase keberhasilan suatu metode dalam pemilihan kelas semua data sesuai keadaan aslinya. Sedangkan, untuk mengetahui seberapa banyak data yang benar dikenali dan bukan merupakan bagian suatu kelas (kasus negatif) dalam kasus ini untuk mengenali tanda tangan palsu (tiruan), dapat digunakan spesifisitas. Kedua parameter ini esensial dalam evaluasi klasifikasi, penggunaan satu parameter saja tidak akan cukup. Tingkat kebenaran suatu metode klasifikasi dapat dievaluasi dengan cara menghitung jumlah data yang benar dikenali pada kelas tertentu (true positive), jumlah data yang benar dikenali bukan sebagai kelas tersebut (true negative), jumlah data yang salah dikenali sebagai kelas tertentu (false positive) dan jumlah data yang salah dikenali bukan sebagai kelas tersebut (false negative). Keempat jenis data ini membentuk confusion matrix yang ditunjukkan pada Tabel 1 pada contoh kasus klasifikasi biner.

Tabel 1 Confusion Matrix

Kelas Data	Diklasifikasikan Positif	Diklasifikasikan Negatif
Positif	true positive (tp)	false negative (fn)
Negatif	false positive (fp)	true negative (tn)

Dari keempat jenis elemen confusion matrix tersebut dapat ditarik beberapa parameter evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, Fscore, spesifisitas dan AUC (Sokolova & Lapalme, 2009) (Fatourechi et al., 2008). Untuk permasalahan klasifikasi biner, parameter uji keberhasilan metode cukup hanya menggunakan akurasi dan spesifisitas yang dapat dirumuskan pada Persamaan (1) hingga Persamaan (2).

$$akurasi = \frac{tp + tn}{tp + fp + tn + fn} \quad (1)$$

$$spesifisitas = \frac{tn}{fp + tn} \quad (2)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Sebelum citra mengalami peningkatan kontras maka dilakukan konversi kanal warna terlebih dahulu yaitu dari RGB ke grayscale, hal ini dikarenakan dari beberapa percobaan yang telah dilakukan citra grayscale memberikan perbedaan kontras dengan latar belakang yang paling baik. Gambar 2 (a) merupakan citra asli hasil scan sedangkan Gambar 2 (b) merupakan citra grayscale.



Gambar 2 (a) Citra Hasil Akuisisi dan (b) Citra Grayscale

Hasil yang ditampilkan dari konversi citra saja ternyata tidak cukup untuk mempertegas

perbedaan antara objek dengan latar belakangnya. Sehingga perlu dilakukan peningkatan kontras pada citra hasil konversi. Citra hasil peningkatan kontras ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Citra Hasil Peningkatan Kontras

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa citra hasil peningkatan kontras mampu memberikan perbedaan yang cukup signifikan antara objek dan latar belakang sehingga objek tanda tangan akan lebih mudah untuk diolah pada tahap selanjutnya. Sebelum citra digunakan pada tahap segmentasi, maka perlu dilakukan filtering sebagai cara untuk menghilangkan noise pada citra yang dihasilkan pada saat proses akuisisi data. Citra hasil filtering kemudian digunakan pada tahap segmentasi.

Tahap segmentasi bertujuan untuk memisahkan objek dengan latar belakang dan objek lainnya yang tidak dibutuhkan. Proses thresholding dilakukan untuk mendapatkan citra biner yang terpisah dengan lebih sempurna antara objek dan latar belakangnya. Pada penelitian ini operasi thresholding yang digunakan adalah adaptive maximum minimum thresholding. Dengan menghitung nilai minimum dan maximum dari citra sebagai penentu ambang batas, diperoleh hasil citra biner seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4 berikut ini.



Gambar 4 Citra Hasil Thresholding

Selanjutnya untuk memperoleh hasil segmentasi dengan bentuk yang lebih detail maka dilakukan operasi morfologi reskonstruksi terhadap citra biner hasil thresholding. Setelah bentuk objek dapat diperoleh dengan lebih detail selanjutnya diikuti dengan operasi morfologi dilasi untuk mempertebal bentuk objek sehingga mempermudah pada tahap ekstraksi fitur. Gambar 5 merupakan citra hasil operasi morfologi reskonstruksi yang diikuti operasi morfologi dilasi.



Gambar 5 Citra Hasil Operasi Morfologi Reskonstruksi dan Dilasi

Setelah objek tanda tangan diperoleh melalui tahap segmentasi, tahap selanjutnya adalah mengekstraksi fitur yang terkandung di dalamnya. Hasil fitur yang diperoleh selanjutnya digunakan pada tahap klasifikasi. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan 10 folds cross validation. Proses klasifikasi ini menggunakan klasifier Support Vector Machine dengan 2 kernel yang berbeda. SVM dipilih karena kemampuannya dalam klasifikasi dua kelas yang sangat baik dan algoritme populer pada klasifikasi dua kelas.

Untuk mengetahui kinerja algoritme pada penelitian ini dilakukan perbandingan terhadap kedua kernel dari algoritme SVM. Pada penelitian ini untuk memperoleh hasil akurasi dan spesifikasi maka dilakukan perhitungan confusion matrix terhadap hasil klasifikasi tanda tangan asli dan tanda tangan palsu (tiruan). Confusion matrix diperoleh dari hasil klasifikasi algoritme dalam beberapa kondisi diantaranya, jumlah citra tanda tangan asli yang benar diklasifikasikan sebagai asli menghasilkan nilai untuk true positive. Jumlah tanda tangan asli yang diklasifikasikan sebagai tanda tangan palsu menghasilkan nilai untuk false negative. Jumlah tanda tangan palsu yang benar diklasifikasikan sebagai tanda tangan palsu menghasilkan nilai untuk true negative. Selanjutnya tanda tangan palsu yang diklasifikasikan sebagai tangan asli menghasilkan nilai untuk false positive. Hasil confusion matrix dari klasifikasi tanda tangan asli dan tanda tangan palsu dengan menggunakan poly kernel ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2 Confusion Matrix dengan Poly Kernel

Kelas Data	Diklasifikasikan	Diklasifikasikan
	Positif	Negatif
Positif	7	25
Negatif	3	95

Selanjutnya hasil confusion matrix dari klasifikasi tanda tangan asli dan tanda tangan palsu dengan menggunakan normalisasi poly kernel ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3 Confusion Matrix dengan Normalisasi Poly Kernel

Kelas Data	Diklasifikasikan	Diklasifikasikan
	Positif	Negatif
Positif	5	27
Negatif	0	98

Berdasarkan hasil confusion matrix yang ditunjukkan pada tabel 2 dan 3, nilai akurasi dan spesifisitas dihitung dengan menggunakan

persamaan 1 dan 2 sehingga diperoleh hasil seperti yang ditunjukkan pada tabel 4 berikut ini.

Tabel 4 Hasil Perbandingan Klasifikasi

Metode	Akurasi	Spesifisitas
SVM dengan Poly Kernel	78,31 %	96,75 %
SVM dengan Normalisasi Poly Kernel	79,43 %	100 %

Pada tabel 4 dapat dilihat bahwa SVM dengan menggunakan normalisasi poly kernel memberikan hasil yang lebih baik daripada dengan menggunakan poly kernel saja. SVM dengan poly kernel memberikan keberhasilan metode dalam menentukan kedua kelas dengan tingkat akurasi sebesar 78,31 % dan keberhasilan metode dalam mengenali kelas negatif atau tanda tangan palsu dengan tingkat spesifisitas sebesar 96,75 %. Hasil klasifikasi dengan klasifier SVM dapat ditingkatkan dengan menggunakan normalisasi poly kernel, dimana tingkat akurasi yang semula 78,31 % pada poly kernel meningkat menjadi 79,43 % pada normalisasi poly kernel. Begitu pula pada nilai spesifisitas atau keberhasilan metode dalam mengidentifikasi tanda tangan palsu yang semula hanya 96,75 % pada poly kernel meningkat menjadi 100 % pada normalisasi poly kernel.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perbandingan klasifikasi terhadap dua buah kernel pada klasifier SVM dapat disimpulkan bahwa normalisasi poly kernel mampu memberikan hasil yang lebih optimal pada pengenalan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu jika dibandingkan dengan poly kernel. Hasil klasifikasi dengan menggunakan normalisasi poly kernel memperoleh nilai akurasi sebesar 79,43 % dan nilai spesifisitas sebesar 100%. Hasil tersebut diharapkan dapat ditingkatkan pada penelitian-penelitian selanjutnya, melihat nilai akurasi masih sangat mungkin untuk ditingkatkan agar presentase antara akurasi dan spesifisitas lebih berimbang. Meskipun begitu diharapkan dari hasil yang diperoleh pada penelitian ini dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam penentuan kernel pada SVM. Khususnya untuk penelitian-penelitian yang akan menerapkan SVM pada proses klasifikasinya.

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan lebih banyak data tanda tangan asli sebagai referensi dan data latih pada teknik machine learning. Sehingga algoritme yang digunakan dapat mengenal karakteristik tanda tangan asli dengan lebih baik berdasarkan data latih yang lebih banyak. Selain itu, pemilihan fitur yang lebih sesuai juga disarankan

untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih baik lagi.

Referensi

- Alalshkembarak, A., Hussain, A., & Wang, Q. (2012). *Off-Line Handwritten Arabic Word Recognition Using SVMs with Normalized Poly Kernel*. 85–91.
- Amelia, I., Hermana, A. N., & Pramana, A. (2018). Verifikasi Tanda Tangan Dengan Edge Detection Dan Metode Learning Vector Quantization. *MIND Journal*, 1(1), 49–56. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v1i1.49>
- Angel, G. D., & Wulanningrum, R. (2020). Machine Learning untuk Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan GLCM dan Euclidean Distance. *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, 297–301.
- Bertolini, D., Oliveira, L. S., Justino, E., & Sabourin, R. (2010). Reducing forgeries in writer-independent off-line signature verification through ensemble of classifiers. *Pattern Recognition*, 43(1), 387–396. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2009.05.009>
- Bhavsar, Y. B., & Waghmare, K. C. (2013). *Intrusion Detection System Using Data Mining Technique : Support Vector Machine*. 3(3).
- Budiarni, R. (2019). Analisis dan Perancangan Sistem Aplikasi Collaborative Augmented Reality untuk Perancangan Tata Letak Fasilitas Pabrik. *Jurnal SIMETRIS*, 10(1), 203–210.
- Fatourechi, M., Ward, R. K., Mason, S. G., Huggins, J., Schlögl, A., & Birch, G. E. (2008). Comparison of evaluation metrics in classification applications with imbalanced datasets. *International Conference on Machine Learning and Applications*, 7, 777–782. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2008.34>
- Gazali, W., Soeparno, H., & Indriati, L. (2008). Tanda Tangan Menggunakan Metode Hidden Markov Model Secara Off-Line. *Jurnal Mat Stat*, 8(2), 95–103.
- Jaiswal, S., Bhadauria, D. S. S., & Jadon, D. R. S. (2011). Biometric: Case Study. *Journal of Global Research in Computer Science*, 2(10), 19–48.
- Prathiba, M. K., & Basavaraj, L. (2017). Signature Verification System Based on Wavelets. *2017 International Conference on Recent Advances in Electronics and Communication Technology (ICRAECT)*,

- 149–153.
<https://doi.org/10.1109/ICRAECT.2017.42>
- Safitri, P. H., Arifianto, A., & R, K. N. (2018). Verifikasi Tanda Tangan Online Menggunakan Algoritma Genetika dan Support Vector Machine. *E-Proceeding of Engineering*, 5(2), 3710–3717.
- Serdouk, Y., Nemmour, H., & Chibani, Y. (2017). Handwritten signature verification using the quad-tree histogram of templates and a Support Vector-based artificial immune classification. *Image and Vision Computing*, 66, 26–35.
<https://doi.org/10.1016/j.imavis.2017.08.004>
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing and Management*, 45(4), 427–437.
<https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>
- Wibowo, A., Wirawan, & Suprpto, Y. K. (2014). Verifikasi dan Identifikasi Tanda Tangan Offline Menggunakan Wavelet dan Learning Vector Quantization. In *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Pendidikan Sains IX* (Vol. 5, Issue 1, pp. 649–655).
- Widodo, A. W., & Harjoko, A. (2015). Sistem Verifikasi Tanda Tangan Off-Line Berdasar Ciri Histogram Of Oriented Gradient (HOG) Dan Histogram Of Curvature (HoC). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(1), 1–10.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.201521121>