

Verifikasi Tanda Tangan Menggunakan Machine Learning

Muhammad Harit Sandi¹, Eko Rudiawan Jamzuri¹

¹Politeknik Negeri Batam, Batam, Indonesia

¹email: muhammadharit7@gmail.com

Abstract

Signature forgery can compromise the security and validity of documents, necessitating accurate verification methods. This study aims to apply the Adaptive Boosting (AdaBoost) method to verify signature authenticity using Orange Software. The study utilized a dataset of 500 signatures, comprising 250 genuine and 250 forged signatures. Data were collected via smartphone camera photography and stored in JPEG format. Test results demonstrate that AdaBoost is capable of distinguishing between genuine and forged signatures with an accuracy of 99.2%. Precision, recall, and F1-score values also reached 99.2%, indicating strong classification performance. Thus, the AdaBoost method can be effectively employed for signature verification.

Keywords: Signature verification, AdaBoost, Orange Software, machine learning.

Pemalsuan tanda tangan dapat mengancam keamanan dan keabsahan dokumen sehingga diperlukan metode verifikasi yang akurat. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode Adaptive Boosting (AdaBoost) untuk memverifikasi keaslian tanda tangan menggunakan Orange Software. Penelitian menggunakan 500 data tanda tangan yang terdiri dari 250 tanda tangan asli dan 250 tanda tangan palsu. Data diperoleh melalui dokumentasi menggunakan kamera ponsel dan disimpan dalam format JPEG. Hasil pengujian menunjukkan bahwa AdaBoost mampu membedakan tanda tangan asli dan palsu dengan akurasi sebesar 99,2%. Nilai precision, recall, dan F1-score juga mencapai 99,2%, yang menunjukkan performa klasifikasi yang baik. Dengan demikian, metode AdaBoost dapat digunakan secara efektif untuk verifikasi tanda tangan.

Kata kunci: Verifikasi tanda tangan, AdaBoost, Orange Software, machine learning.

1. PENDAHULUAN

Tanda tangan adalah identitas pribadi yang unik dan digunakan sebagai alat autentikasi dokumen. Namun, pemalsuan tanda tangan masih sering terjadi, yang dapat merugikan pihak terkait dan menurunkan keabsahan dokumen. Verifikasi manual memerlukan keahlian khusus dan rentan subjektivitas, sehingga dibutuhkan sistem otomatis yang akurat dan andal.

Verifikasi tanda tangan offline, menggunakan gambar hasil scan atau foto, banyak diterapkan, tetapi masih menghadapi tantangan dalam membedakan tanda tangan asli dan palsu. Metode **AdaBoost** menjadi solusi karena kemampuannya menggabungkan banyak *weak learners* menjadi *strong classifier*, sehingga fokus pada sampel sulit dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

Orange Software memiliki keunggulan sebagai platform analisis data visual yang memudahkan proses pengujian keaslian tanda tangan tanpa memerlukan pemrograman yang kompleks. Pengguna dapat dengan mudah melakukan tahapan pemrosesan data, pelatihan model klasifikasi seperti AdaBoost, serta evaluasi performa menggunakan confusion matrix dan metrik

akurasi secara langsung. Keunggulan ini menjadikan Orange sebagai alat yang efisien, praktis, dan efektif dalam pengembangan sistem verifikasi tanda tangan berbasis machine learning.

Data tanda tangan dikumpulkan secara manual sebanyak 500 data yang terbagi menjadi 250 data tanda tangan asli dan 250 data tanda tangan palsu, dipotret dengan kamera ponsel, diolah agar hanya menampilkan tanda tangan, dan disimpan dalam format **JPEG**.

Berdasarkan permasalahan diatas, ruang lingkup penelitian ini membahas hal-hal sebagai berikut

1. Verifikasi tanda tangan dilakukan secara offline
2. Dirancang untuk memverifikasi keaslian tanda tangan asli dan palsu
3. Jenis data yang digunakan adalah data tanda tangan yang diambil dari partisipan, berupa tanda tangan asli dan tanda tangan palsu yang didapat sebanyak 500 tanda tangan 2 orang



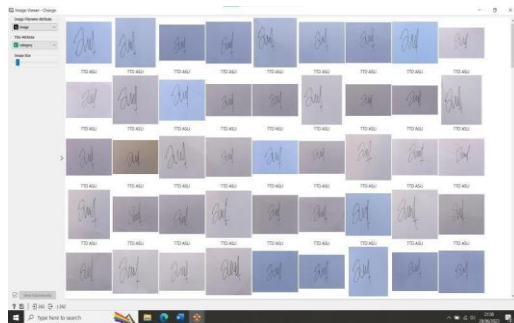
Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

2. KAJIAN LITERATUR

Data set yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 500 dataset. Terdiri dari 250 tanda tangan asli dan 250 tanda tangan palsu. Data yang di kumpulkan adalah tanda tangan asli dan tanda tangan palsu

tangan asli dan tangan tangan palsu. Proses ini bertujuan untuk menguji apakah metode yang di gunakan dapat digunakan pada tandan tangan yang memiliki bentuk yang berbeda, gambar di ambil menggunakan kamera hp dengan resolusi 480 pixels x 848 pixels



Gambar 1. Folder Tanda Tangan

Orange adalah software data mining dan machine learning berbasis visual yang memudahkan pengguna membangun alur analisis tanpa menulis kode. Dengan antarmuka drag-and-drop, pengguna dapat melakukan preprocessing data, melatih model, dan mengevaluasi performa secara interaktif. Orange juga menyediakan visualisasi data secara real-time, mendukung berbagai algoritma populer seperti AdaBoost, Random Forest, dan SVM, serta memungkinkan integrasi dengan Python untuk pengembangan lebih lanjut. Kemudahan penggunaan dan modularitas alur kerja membuat Orange sangat cocok untuk penelitian, pendidikan, dan prototipe sistem machine learning.

Dalam menganalisa performa beberapa model klasifikasi pada *orange tool*, dilakukan perbandingan beberapa *metode data mining* untuk memilih *metode* yang terbaik dengan akurasi yang tinggi, dalam mengklasifikasi dataset.

Klasifikasi dataset adalah proses mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas yang berbeda berdasarkan atribut-atribut tertentu. Tujuan utama dari klasifikasi dataset adalah untuk mengidentifikasi pola atau hubungan antara data yang digunakan, sehingga data dapat diorganisasi dan dipahami lebih baik. Berikut beberapa manfaat utama dari klasifikasi dataset:

1. **Prediksi:** Klasifikasi dataset dapat digunakan untuk memprediksi label atau kategori dari data yang tidak diketahui. Contohnya, klasifikasi gambar untuk mengidentifikasi apakah gambar tersebut berisi kucing atau anjing.
2. **Pengelompokan:** Klasifikasi memungkinkan Anda untuk mengelompokkan data yang serupa ke dalam kategori yang sama. Ini dapat membantu dalam organisasi data dan analisis lebih lanjut.
3. **Penyaringan:** Klasifikasi dapat digunakan untuk menyaring data. Sebagai contoh, Anda dapat menggunakan klasifikasi untuk mengidentifikasi *email spam* dan memindahkannya ke *folder spam* atau untuk mengidentifikasi data yang tidak *valid*.
4. **Pengenalan Pola:** Klasifikasi membantu dalam mengidentifikasi pola dan hubungan dalam data. Ini dapat membantu dalam pemahaman lebih dalam tentang data dan pengambilan keputusan yang lebih baik.
5. **Segmentasi Pasar:** Dalam bisnis, klasifikasi digunakan untuk memahami pasar dan pelanggan. Ini membantu dalam menentukan strategi pemasaran yang sesuai.
6. **Keamanan:** Klasifikasi digunakan dalam keamanan siber untuk mengidentifikasi ancaman dan serangan berdasarkan pola dan tanda-tanda tertentu.
7. **Pengenalan Tulisan Tangan:** Dalam pengenalan karakter tulisan tangan, klasifikasi dataset digunakan untuk mengenali karakter atau kata dari tulisan tangan.

Klasifikasi dataset merupakan teknik yang penting dalam ilmu data dan machine learning, dan memiliki banyak aplikasi di berbagai bidang seperti pemrosesan gambar, pemrosesan teks, kecerdasan buatan, bisnis, ilmu sosial, dan banyak lagi.

Orange Data Mining adalah proses menganalisa data dari yang berbeda dan menyimpulkan menjadi informasi atau pengetahuan atau pola yang penting untuk mendapatkan informasi yang diharapkan. Data mining dibagi menjadi berdasarkan fungsionalitasnya, salah satunya ialah klasifikasi. Klasifikasi merupakan membangun suatu model yang bisa mengklasifikasikan suatu objek berdasarkan pada atributnya. Kelas target sudah tersedia dalam data sebelumnya, sehingga fokusnya adalah bagaimana mempelajari data yang ada agar klasifikator bisa mengklasifikasikan sendiri.

Confusion Matrix merupakan matrix yang sangat intuitif dan sederhana untuk menentukan tingkat akurasi dan keakuratan model yang dihasilkan. Jumlah prediksi yang benar ditunjukkan oleh variabel. Ada empat istilah yang mewakili hasil proses klasifikasi : dari hingga variabel FP dan FN. TP adalah jumlah data kelas sebenarnya dan kelas prediksi adalah kelas positif. TN adalah jumlah data kelas sebenarnya dan kelas prediksi merupakan kelas negatif. FN merupakan data kelas yang mewakili kelas yang benar, sedangkan kelas prediksi adalah kelas yang salah. FP merupakan penjumlahan data kelas sebenarnya kelas negatif dan kelas prediksi merupakan kelas positif.

Algoritma *AdaBoost*, singkatan dari *Adaptive Boosting*, adalah sebuah teknik *Boosting* yang digunakan sebagai *metode ensemble* dalam *machine learning*. Algoritma ini disebut *Adaptive Boosting* karena bobot diberikan ulang pada setiap *instance*, dengan bobot yang lebih tinggi diberikan pada *instance* yang salah diklasifikasikan. *Boosting* digunakan untuk mengurangi bias serta variasi dalam *supervised learning*. Algoritma ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk *computer vision*, pengolahan bahasa alami (*natural language processing/NLP*), deteksi penipuan (*fraud detection*), dan banyak lagi. Algoritma *Adaboost* bekerja dengan cara secara iteratif melatih *weak learners*, seperti *decision tree* atau model *linear*, pada sebuah dataset dan memberikan bobot pada setiap *instance training* berdasarkan kesalahan klasifikasinya. Salah satu keunggulan utama dari *Adaboost* adalah kemampuannya dalam mengatasi data yang kompleks dan interaksi antar fitur. Ia juga dapat mencegah *overfitting* dengan menggunakan kombinasi terbobot dari *weak learners*. Selain itu, *Adaboost* telah terbukti memiliki akurasi yang tinggi dan relatif mudah untuk diimplementasikan[15]. ada tahap pertama, algoritma *AdaBoost* mendistribusikan bobot secara merata pada

setiap sampel data pelatihan. Setiap sampel memiliki bobot yang sama, yang berarti model tidak memberi prioritas pada satu sampel tertentu di awal. Tahap kedua adalah pelatihan *weak classifiers*, di mana model dasar ini dilatih untuk mengklasifikasikan data. Selama proses pelatihan, jika suatu sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar, bobotnya akan dikurangi pada iterasi berikutnya. Sebaliknya, jika sampel salah diklasifikasikan, bobotnya akan ditingkatkan, agar model memberi perhatian lebih pada sampel yang sulit untuk diklasifikasikan pada iterasi berikutnya.

Table 1. Keunggulan dan Kelemahan Algoritma AdaBoost

Langkah	Deskripsi
1. Inisialisasi bobot sampel pelatihan	Memberikan bobot yang sama pada semua sampel pelatihan untuk menekankan pada contoh yang salah diklasifikasikan pada iterasi berikutnya.
2. Melatih <i>weak classifier</i>	<i>Weak classifier</i> dilatih pada data pelatihan yang telah diberi bobot pada setiap iterasi. Beberapa jenis <i>weak classifier</i> dapat digunakan, seperti <i>decision tree</i> .
3. Evaluasi performa <i>weak classifier</i>	Menilai performa <i>weak classifier</i> pada data pelatihan. Sampel yang salah diklasifikasikan diberi bobot lebih tinggi untuk iterasi berikutnya.
4. Memperbarui bobot sampel pelatihan	Bobot sampel diperbarui: sampel yang salah diklasifikasikan mendapatkan bobot lebih tinggi, sedangkan yang benar diklasifikasikan mendapatkan bobot lebih rendah.
Langkah	Deskripsi
5. Ulangi langkah 2-4	Langkah 2 hingga 4 diulang sesuai jumlah iterasi yang ditentukan atau hingga mencapai ambang batas tertentu.
6. Menggabungkan <i>weak classifier</i>	Setelah iterasi selesai, <i>weak classifier</i> digabungkan menjadi model yang kuat menggunakan kombinasi tertimbang dari <i>output</i> mereka.

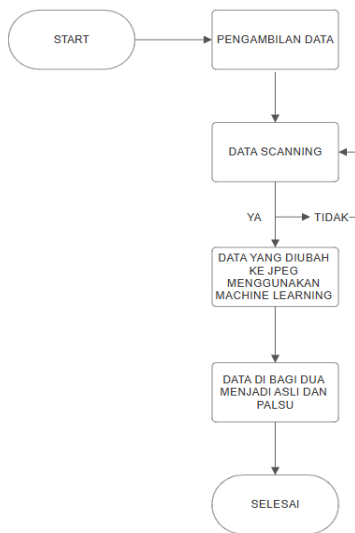
3. METODE PENELITIAN

Dalam merancang sebuah sistem, diperlukan suatu metode pelaksanaan agar rancangan penelitian yang dibuat terstruktur dan jelas. Tahapan-tahapan dalam pelaksanaan ini tentunya harus efektif dan efisien. sehingga tidak membuang banyak biaya dan waktu secara percuma. Berikut merupakan diagram alur metode pelaksanaan pembuatan sistem



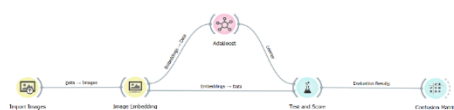
Gambar 2. Diagram alir perancangan penelitian

Dalam merancang sebuah sistem, diperlukan suatu metode pelaksanaan agar rancangan penelitian yang dibuat terstruktur dan jelas. Tahapan-tahapan dalam pelaksanaan ini tentunya harus efektif dan efisien. sehingga tidak membuang banyak biaya dan waktu secara percuma. Berikut merupakan diagram alir metode pelaksanaan pembuatan sistem.



Gambar 3. Diagram Alir Sistem

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data tanda tangan secara manual, yang dilakukan dengan cara dituliskan didalam kertas yang kemudian data discanner. Dan data dijadikan *jpeg file* agar bisa nantinya di *import* ke aplikasi *Orange* tersebut. Kemudian data dibagi 2 atau di pisahkan menjadi data asli dan data palsu



Gambar 4. Diagram Alir Sistem Di Aplikasi orange

Gambar tersebut memperlihatkan sebuah pipeline analisis citra pada aplikasi Orange Data Mining yang digunakan untuk mengklasifikasikan tanda tangan. Alur ini dirancang secara visual sehingga setiap tahapan proses dapat dipahami dengan jelas dari kiri ke kanan. Tahapan pertama adalah **Import Images**, yang berfungsi untuk mengambil data berupa gambar tanda tangan dari folder penyimpanan. Data inilah yang menjadi dasar dalam proses pembelajaran model. Kemudian data masuk ke tahap

ImagEmbedding, yaitu proses penting di mana gambar diubah menjadi sekumpulan angka atau fitur. Tanpa tahap ini, algoritma machine learning tidak bisa mengolah gambar karena model hanya dapat membaca data dalam bentuk numerik.

Setelah itu, fitur hasil embedding dikirim ke algoritma **AdaBoost**. Metode ini bekerja dengan cara menggabungkan banyak model sederhana untuk meningkatkan akurasi prediksi. Dalam konteks ini, model dilatih untuk mengenali pola yang membedakan tanda tangan asli dan palsu. Berikutnya, model diuji pada tahap **Test and Score**. Di sini dilakukan evaluasi performa model menggunakan teknik validasi tertentu, sehingga bisa diketahui seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tahap terakhir adalah **Confusion Matrix**, yang menampilkan hasil prediksi dalam bentuk tabel perbandingan antara label sebenarnya dan hasil prediksi model. Dari sini dapat dianalisis kesalahan klasifikasi, misalnya berapa banyak tanda tangan asli yang salah dianggap palsu, atau sebaliknya. Secara keseluruhan, workflow ini menunjukkan proses machine learning yang terstruktur, mulai dari input data mentah hingga evaluasi hasil, yang sangat cocok digunakan dalam penelitian verifikasi tanda tangan berbasis citra digit.

Alat dan bahan yang di pakai sebagai berikut:

Table 2. Estimasi Biaya

No.	Alat/bahan	Harga Satuan (Rp.)	Jumlah	Total (Rp.)	Keterangan ¹
1	Kertas hvs	-	50 pcs	-	Milik sendiri
2	Pena	-	2 pcs	-	Milik sendiri
3	Penggaris	-	1 pcs	-	Milik sendiri
4	Kamera HP	-	1 pcs	-	Milik Sendiri

Pada pengujian menggunakan metode ADABOOST yang mana adalah capture atau proses pengambilan gambar lalu dilanjutkan dengan menggolongkan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu pada pengujian yang akan dilakukan lalu Mengimplementasikan Metode Adaboost di Aplikasi Orange. Lalu melihat hasil akurasi dari metode tersebut



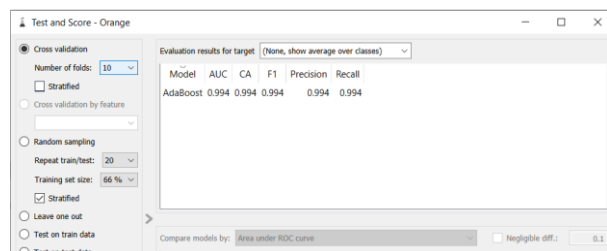
Gambar 5. Diagram Alur Pengujian

Dalam studi ini, peneliti memanfaatkan Adaboost dalam melakukan klasifikasi gambar belum pernah dilakukan melakukan studi literatur yang berkaitan dengan orientasi material, lalu pengumpulan sampel data yang diambil untuk memverifikasi orientasi material *Asli dan Palsu* ialah tanda tangan. Proses pengambilan gambar dilakukan penulis sebanyak 500 gambar dengan perbedaan yaitu dengan 250 gambar tanda tangan asli, dan dengan 250 gambar tanda tangan palsu dengan menggunakan fitur ekstraksi Inception V3. Lalu mentraining data sekaligus testing data tersebut menggunakan K-Fold Cross Validation. Lalu klasifikasi model yaitu Adaboost lalu melihat hasil Evaluasi pada mod

alur proses penelitian yang dimulai dari tahap pengumpulan data hingga diperoleh hasil klasifikasi. Penelitian diawali dengan tahap **pengumpulan dataset**, yaitu mengumpulkan data tanda tangan yang terdiri atas tanda tangan asli dan tanda tangan palsu sebagai data yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Selanjutnya, data yang telah dikumpulkan melalui tahap **preprocessing** untuk mempersiapkan data agar memiliki format dan karakteristik yang sesuai sebelum digunakan dalam proses pembelajaran. Setelah itu, dataset dibagi menjadi **data training dan data testing**. Data training digunakan untuk membangun dan melatih model, sedangkan data testing digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum digunakan selama proses pelatihan. Tahap berikutnya adalah **klasifikasi model** menggunakan metode **AdaBoost**, yang melakukan proses pembelajaran berdasarkan karakteristik data tanda tangan untuk membedakan antara tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Setelah proses klasifikasi selesai, diperoleh **hasil klasifikasi** berupa prediksi terhadap data tanda tangan, yaitu termasuk kategori tanda tangan asli atau tanda tangan palsu. Hasil tersebut kemudian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model berdasarkan beberapa parameter, seperti akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Setelah seluruh tahapan penelitian selesai dilakukan, proses penelitian diakhiri pada tahap selesai

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan berisi data yang harus di ketahui dalam penelitian ini. Pengambilan data memiliki tujuan untuk membuktikan bahwa penelitian ini sesuai dengan tujuan yang di harapkan. Berikut merupakan data hasil pengujian yang telah di lakukan dengan metode adaboost dan menggunakan widget test and score yang digunakan untuk mengevaluasi hasil akurasi dan presisi serta confusion matrix yang digunakan untuk analisi hasil pengujian

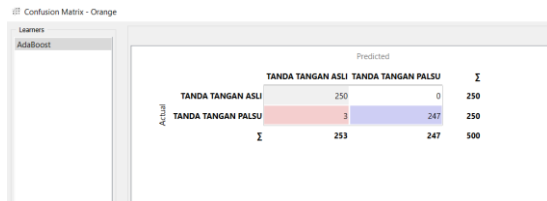


Gambar 6. Test And Score

Gambar tersebut menampilkan hasil evaluasi model pada fitur **Test and Score** di aplikasi Orange Data Mining, yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi dengan algoritma AdaBoost. Pada pengujian ini digunakan metode **cross validation dengan 10 folds**, yaitu teknik di mana dataset dibagi menjadi 10 bagian yang sama. Prosesnya dilakukan secara bergantian, di mana 9 bagian digunakan untuk melatih model dan 1 bagian digunakan untuk menguji model, lalu diulang hingga setiap bagian pernah menjadi data uji. Hasil akhirnya merupakan rata-rata dari seluruh pengujian tersebut, sehingga memberikan gambaran performa model yang lebih stabil dan tidak bias terhadap satu pembagian data saja.

Berdasarkan tabel hasil evaluasi, nilai AUC sebesar 0.994 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara kelas tanda tangan asli dan palsu. Nilai CA atau akurasi sebesar 0.994 mengindikasikan bahwa sekitar 99,4% data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai F1 Score yang juga mencapai 0.994 menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall. Precision sebesar 0.994 menggambarkan bahwa hampir semua hasil prediksi model adalah benar, sedangkan recall sebesar 0.994 menunjukkan bahwa model mampu mengenali hampir seluruh data yang seharusnya termasuk dalam kelas tertentu.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model AdaBoost memiliki performa yang sangat tinggi dalam melakukan klasifikasi tanda tangan. Penggunaan 10 folds dalam cross validation juga memperkuat keandalan hasil tersebut karena model telah diuji pada berbagai variasi pembagian data, meskipun tetap perlu diwaspadai kemungkinan overfitting jika data yang digunakan belum cukup beragam.



Gambar 7. Hasil Pengujian Confusion Matrix

Gambar tersebut menunjukkan *Confusion Matrix* untuk evaluasi performa model *AdaBoost* dalam membedakan tanda tangan asli dan palsu. Berikut adalah penjelasan bagian-bagian *Confusion Matrix* :

1. Baris *Actual*: Menunjukkan kelas sebenarnya dari data (Asli, Palsu, Pengujian).
2. Kolom *Predicted*: Menunjukkan prediksi model untuk setiap kelas (Asli, Palsu, Pengujian).

Penjelasan tiap baris.

Table 3. Penjelasan Hasil Confusion Matrix

Kelas Aktual	Prediksi Asli	Prediksi Palsu	Interpretasi
Asli	250 (True Positive, TP)	0 (False Negative, FN)	Model berhasil mengklasifikasikan 250 sampel dengan benar, dan 0 berarti tidak ada tanda tangan asli yang salah diklasifikasikan sebagai tanda tangan palsu
Palsu	3 (False Positive, FP)	247 (True Negative, TN)	Model salah mengklasifikasikan 3 sampel palsu sebagai asli, namun berhasil mengidentifikasi 247 sampel palsu dengan benar.

Jumlah total :

Σ : Total *instance* di masing-masing baris adalah 250 untuk Asli, 250 untuk Palsu,

Interpretasi Kinerja Model :

Benar Klasifikasi (*True Positives* dan *True Negatives*):

1. Asli yang benar di prediksi : 250
2. Palsu yang benar di prediksi : 250

Kesalahan Klasifikasi (*False Positives* dan *False Negatives*):

1. Asli diprediksi salah sebagai palsu : 0
2. Palsu diprediksi sebagai asli : 3

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa evaluasi model klasifikasi menggunakan perangkat lunak *Orange* memberikan wawasan mendalam mengenai kinerja dua model yang diuji, yaitu *Adaboost*. Dengan menggunakan metode *crossvalidation* 10 folds dan set pelatihan yang mencakup 70% data, penelitian ini berhasil menggali kemampuan *Adaboost*. *Adaboost* menunjukkan kinerja yang *solid* dalam hal *F1score*, *precision*, dan *specificity*, yang menandakan keunggulannya dalam mengidentifikasi kelas positif dengan tepat, presisi

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Adaptive Boosting (*AdaBoost*) berhasil diterapkan secara efektif dalam sistem verifikasi tanda tangan berbasis citra digital menggunakan *Orange Software*. Proses klasifikasi mampu membedakan tanda tangan asli dan palsu dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar **99,2%**. Nilai presisi, recall, dan F1-score yang masing-masing mencapai **99,2%** menunjukkan bahwa model memiliki performa yang konsisten dan andal dalam mengidentifikasi keaslian tanda tangan. Tingkat kesalahan yang rendah membuktikan bahwa sistem mampu meminimalkan risiko salah klasifikasi secara signifikan. Dengan demikian, metode *AdaBoost* dapat dijadikan sebagai solusi yang efektif dalam meningkatkan keamanan autentikasi dokumen serta sebagai alternatif sistem verifikasi biometrik yang akurat dan efisien.

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama dari sisi jumlah dan variasi dataset yang digunakan. Oleh karena itu, disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan data tanda tangan yang lebih besar, lebih beragam, dan berasal dari berbagai kondisi agar model dapat beradaptasi dengan karakteristik yang lebih kompleks. Dalam penerapan nyata, model sebaiknya diuji pada tanda tangan hasil pemindaian dokumen fisik dengan kualitas gambar yang bervariasi maupun tanda tangan digital agar keandalannya semakin teruji. Penelitian di masa mendatang juga dapat membandingkan kinerja *AdaBoost* dengan algoritma lain seperti Random Forest, Support Vector Machine (SVM), atau bahkan metode berbasis Deep Learning, sehingga dapat diketahui algoritma yang paling optimal untuk verifikasi tanda tangan.

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma *Adaboost* yang diaplikasikan pada *Orange* terbukti efektif untuk klasifikasi tanda tangan, namun ada beberapa saran untuk meningkatkan hasilnya:

1. Pengoptimalan *Cross-Validation*

Dalam melakukan penelitian selanjutnya diharapkan untuk menyesuaikan jumlah *fold* dalam *cross-validation* berdasarkan ukuran dataset untuk hasil yang lebih akurat.

2. *Feature Engineering*

Penelitian dapat dilakukan dengan menambah variabel uji seperti menambahkan data terkait kecepatan atau tekanan tanda tangan, yang dapat meningkatkan akurasi klasifikasi.

3. Penggabungan dua *metode learning*

Cobalah *metode ensemble learning* (seperti *Random Forest* atau *Gradient Boosting*) untuk menggabungkan model dan meningkatkan akurasi serta kestabilan prediksi.

4. Perbanyak Dataset

Untuk hasil yang lebih baik, disarankan untuk memperbanyak dataset dengan variasi yang lebih luas, seperti variasi tulisan tangan atau jenis kertas.

Dengan implementasi langkah-langkah di atas, Diharapkan penelitian selanjutnya dapat mengoptimalkan penggunaan aplikasi untuk klasifikasi tanda tangan, menghasilkan model yang lebih akurat, efisien, dan handal dalam mendeteksi tanda tangan asli maupun palsu menggunakan aplikasi *Orange*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. G. Hafemann, R. Sabourin, and L. S. Oliveira, "Offline Handwritten Signature Verification—Literature Review," *Proceedings of the 7th International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, Montreal, Canada, pp. 1–8, 2017. doi: 10.1109/IPTA.2017.8310112.
- [2] Y. Freund and R. E. Schapire, "A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting," *Journal of Computer and System Sciences*, vol. 55, no. 1, pp. 119–139, 1997. doi: 10.1006/jcss.1997.1504.
- [3] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, "Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 2818–2826, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.308.
- [4] S. Setiawan and T. M. S. Mulyana, "Verifikasi Tanda Tangan Berdasarkan Convex Hull dengan Algoritma Jarvis March," *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, vol. 7, no. 1, 2024. doi: 10.30813/jbase.v7i1.5592.
- [5] B. C. Octariadi and Y. Brianorman, "Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 14, no. 1, 2020.
- [6] F. Özyurt, J. Majidpour, T. A. Rashid, and C. Koç, "Offline Handwriting Signature Verification: A Transfer Learning and Feature Selection Approach," *Traitement du Signal*, vol. 40, no. 6, pp. 2613–2622, 2023. doi: 10.18280/ts.400623.
- [7] Orange Data Mining, "Orange Data Mining Documentation," *Orange Data Mining*, 2026. Available: