

Perbandingan Akurasi CNN dan SVM Untuk Deteksi dan Klasifikasi Aktivitas Merokok

by Galih Purbo Danu Kisowo

Submission date: 23-Jul-2024 09:07AM (UTC+0700)

Submission ID: 2421086266

File name: Router_vol_2_no_3_september_2024_hal_48-55.pdf (852.76K)

Word count: 2332

Character count: 14294



Perbandingan Akurasi CNN dan SVM Untuk Deteksi dan Klasifikasi Aktivitas Merokok

Galih Purbo Danu Kisowo

Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Ponorogo, Indonesia

Alamat: Jl. Budi Utomo No.10, Ronowijayan, Kec.Siman, Ponorogo Jawa Timur 63471

Korespondensi penulis: galihpurbo932@email.com*

Abstract. This study compares the performance of Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) algorithms in detecting and classifying smoking activities. Using an image dataset containing two classes, Smoking and Non-Smoking, this research implements transfer learning using the InceptionResNetV2 model for CNN and the SVM method. Evaluation results show that CNN has higher accuracy compared to SVM in detecting smoking activities. This research contributes to the development of surveillance systems for smoke-free areas in smart cities.

Keywords: CNN Algorithm, SVM Algorithm, Smoking Detection, Smoking Classification.

Abstrak. Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok. Menggunakan dataset gambar yang berisi dua kelas, yaitu Merokok dan Tidak Merokok, penelitian ini mengimplementasikan pembelajaran transfer menggunakan model InceptionResNetV2 untuk CNN dan metode SVM. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa CNN memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan SVM dalam mendeteksi aktivitas merokok. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan sistem pengawasan area bebas rokok di kota pintar.

Kata kunci: Algoritma CNN, Algoritma SVM, Deteksi Merokok, Klasifikasi Merokok.

1. LATAR BELAKANG

Merokok merupakan salah satu penyebab utama berbagai penyakit kronis termasuk kanker paru-paru, penyakit jantung, dan gangguan pernapasan. Menurut data dari Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), lebih dari 8 juta orang meninggal setiap tahun akibat penyakit yang disebabkan oleh merokok. Upaya untuk mengurangi dampak negatif merokok telah dilakukan melalui berbagai cara, termasuk pemberlakuan kebijakan area bebas rokok di tempat umum. Kebijakan ini bertujuan untuk melindungi masyarakat dari paparan asap rokok secara pasif dan mengurangi prevalensi merokok di kalangan masyarakat.

Namun, pengawasan manual terhadap kepatuhan terhadap kebijakan area bebas rokok seringkali tidak efektif dan membutuhkan sumber daya yang besar. Petugas keamanan atau pengawas seringkali tidak mampu memantau seluruh area secara terus-menerus, sehingga pelanggaran terhadap kebijakan ini sering tidak terdeteksi. Oleh karena itu, diperlukan sistem deteksi otomatis yang dapat mengidentifikasi aktivitas merokok secara real-time dan memberikan peringatan kepada petugas keamanan.

Dengan perkembangan teknologi penglihatan komputer dan pembelajaran mesin, deteksi otomatis aktivitas merokok menjadi solusi potensial untuk mengatasi masalah ini. Algoritma penglihatan komputer seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi deteksi dan klasifikasi gambar. Namun, penelitian yang membandingkan kinerja kedua algoritma ini dalam konteks deteksi merokok masih terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan melakukan analisis komparatif terhadap kinerja CNN dan SVM dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok (Rusdy Prasetyo et al., 2023; Sanjaya et al., 2018).

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua algoritma tersebut dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok. Dengan menggunakan dataset gambar yang berisi dua kelas, yaitu Merokok dan Tidak Merokok, penelitian ini mengimplementasikan pembelajaran transfer menggunakan model InceptionResNetV2 untuk CNN dan metode SVM dengan fitur yang diekstraksi dari gambar.

2. KAJIAN TEORITIS

Algoritma CNN telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi pengenalan pola dan klasifikasi gambar karena kemampuannya mengekstraksi fitur secara hierarkis. CNN, dengan lapisan konvolusinya, mampu mendeteksi fitur-fitur penting dari gambar, mulai dari fitur sederhana hingga yang kompleks, melalui pembelajaran berlapis-lapis. Model seperti InceptionResNetV2 telah menunjukkan kinerja luar biasa dalam berbagai tugas pengenalan gambar karena kemampuannya untuk menggabungkan kedalaman dan lebar arsitektur jaringan (Hasa et al., 2024).

Di sisi lain, Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang memisahkan kelas-kelas dalam ruang fitur. Hyperplane adalah batas keputusan yang memisahkan data dari kelas yang berbeda dengan margin yang paling besar. Dalam kasus di mana data tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM menggunakan kernel trick untuk memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi sehingga data menjadi dapat dipisahkan secara linear. Metode ini efektif untuk dataset dengan jumlah sampel yang relatif kecil dan fitur yang banyak, tetapi kurang fleksibel dalam menangani kompleksitas visual yang tinggi dibandingkan dengan CNN (Naufal, 2021).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan keunggulan CNN dalam berbagai tugas klasifikasi gambar kompleks. Misalnya, CNN telah digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasi gambar katarak dengan akurasi yang tinggi, yang menunjukkan

kemampuannya dalam menangani tugas-tugas medis yang membutuhkan presisi tinggi (Rusdy Prasetyo et al., 2023). Di sisi lain, SVM juga telah menunjukkan hasil yang kompetitif dalam beberapa aplikasi, seperti klasifikasi sinyal tubuh perokok dan klasifikasi citra cuaca (Musthofa & Rahardi, 2023; Naufal, 2021). Namun, SVM memiliki keterbatasan dalam menangani data dengan variasi yang tinggi dan fitur yang kompleks, yang membuatnya kurang optimal untuk tugas-tugas klasifikasi gambar yang lebih rumit.

Dalam konteks deteksi merokok, penggunaan CNN dan SVM dapat memberikan pendekatan yang komplementer. CNN, dengan kemampuannya dalam mengekstraksi fitur-fitur kompleks dari gambar, dapat digunakan untuk mendeteksi aktivitas merokok dengan akurasi tinggi. SVM, di sisi lain, dapat digunakan untuk mengklasifikasi gambar berdasarkan fitur-fitur yang lebih sederhana namun tetap relevan. Kombinasi kedua metode ini diharapkan dapat memberikan hasil yang optimal dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok (Khan et al., 2022).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset gambar yang berisi dua kelas, Merokok dan Tidak Merokok. Dataset dikumpulkan dari berbagai sumber online dan diolah menggunakan teknik anotasi untuk memberikan label yang akurat. Model CNN yang digunakan adalah InceptionResNetV2 dengan pembelajaran transfer, sementara model SVM menggunakan fitur yang diekstraksi dari gambar melalui metode Histogram of Oriented Gradients (HOG).

3.1 Pengumpulan Data

Data gambar dikumpulkan dari internet dan sumber pribadi, kemudian dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian dengan rasio 70:15:15. Gambar-gambar tersebut dianotasi untuk memastikan label yang tepat. Proses anotasi melibatkan penandaan gambar berdasarkan apakah subjek dalam gambar sedang merokok atau tidak, dengan tujuan untuk memastikan dataset yang seimbang dan representatif (Rusdy Prasetyo et al., 2023).

3.2 Preprocessing Data

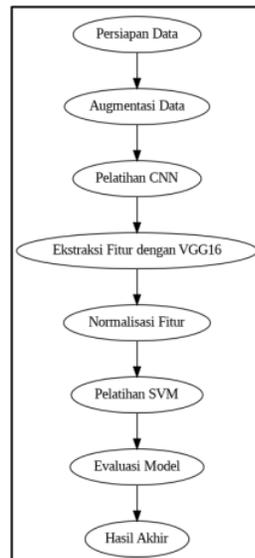
Data preprocessing dilakukan dengan mengubah ukuran gambar menjadi 224x224 piksel dan menormalkan nilai piksel untuk memastikan konsistensi dalam input model. Teknik augmentasi gambar seperti rotasi, pemotongan, dan penambahan noise juga diterapkan untuk meningkatkan keragaman dataset dan membantu model dalam generalisasi yang lebih baik. Augmentasi ini termasuk transformasi seperti flipping, scaling, dan perubahan brightness yang dapat membantu model dalam belajar dari berbagai variasi dalam data (Musthofa & Rahardi, 2023).

3.3 Implementasi CNN dan SVM

Model CNN dilatih menggunakan arsitektur InceptionResNetV2 dengan pembelajaran transfer dari model yang telah dilatih pada dataset ImageNet. Model ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani tugas-tugas klasifikasi gambar yang kompleks dengan tingkat akurasi yang tinggi. Lapisan konvolusi dan pooling digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur dari gambar, sementara lapisan fully connected digunakan untuk klasifikasi akhir. Model SVM dilatih menggunakan fitur HOG yang diekstraksi dari gambar, yang menyediakan representasi yang kaya akan informasi tentang bentuk dan tekstur dalam gambar (Wang et al., 2022).

3.4 Diagram Alur Proses

Berikut adalah diagram alur proses yang digunakan dalam penelitian ini:



Gambar 3.1. Alir kerja sistem

Dalam Gambar 1, menunjukkan tahapan utama dalam penelitian ini yang dimulai dari persiapan data, augmentasi data, pelatihan CNN, ekstraksi fitur dengan VGG16, normalisasi fitur, pelatihan SVM, evaluasi model, hingga hasil akhir. Pertama, data gambar dikumpulkan dari berbagai sumber dan dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Data tersebut kemudian diolah melalui proses augmentasi untuk meningkatkan keragaman dan kualitas data. Selanjutnya, model CNN dilatih menggunakan arsitektur InceptionResNetV2 untuk menangkap fitur-fitur kompleks dari gambar. Setelah itu, model VGG16 digunakan untuk mengekstraksi fitur yang kemudian dinormalisasi agar konsisten. Fitur-fitur ini kemudian

digunakan untuk melatih model SVM. Terakhir, kedua model dievaluasi untuk membandingkan kinerja mereka dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa CNN memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan SVM, yang menunjukkan efektivitasnya dalam menangkap fitur-fitur kompleks yang terkait dengan aktivitas merokok.

7

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Evaluasi CNN

Model CNN menunjukkan hasil berikut per epoch selama pelatihan:

Tabel 4.1 Akurasi Pelatihan dan Validasi Model CNN

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy
1	0.8883	0.6920
2	0.8687	0.6384
3	0.8953	0.7098
4	0.8911	0.6964
5	0.8897	0.7098
6	0.8994	0.7098
7	0.8966	0.7098
8	0.933	0.7054
9	0.9246	0.6830
10	0.9302	0.7232
11	0.9246	0.6384
12	0.9204	0.6607
13	0.9372	0.7098
14	0.9413	0.6741
15	0.9455	0.7009
16	0.9483	0.6875
17	0.9567	0.7321
18	0.9469	0.7098
19	0.9483	0.6830
20	0.9595	0.7143

Berdasarkan Tabel 1, Training accuracy model CNN menunjukkan peningkatan yang stabil selama epoch, namun validation accuracy menunjukkan variasi yang mengindikasikan bahwa model mengalami tantangan dalam generalisasi pada data yang belum terlihat sebelumnya.

Meskipun demikian, nilai validation accuracy yang konsisten menunjukkan bahwa model CNN mampu mengatasi masalah overfitting dengan baik, sehingga tetap memberikan performa yang kompetitif pada data validasi. Akurasi model CNN pada set pengujian adalah 71.43%. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN sangat efektif dalam menangkap fitur-fitur kompleks yang terkait dengan aktivitas merokok, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan dengan SVM pada set pengujian.

4.2 Hasil Evaluasi SVM

Model SVM menunjukkan hasil berikut per fold selama pelatihan dengan validasi silang (cross-validation):

Tabel 4.2 Akurasi Pelatihan dan Validasi Model SVM

Folds	Training Accuracy	Validation Accuracy
1	1,0000	0,8611
2	1,0000	0,7778
3	1,0000	0,8611
4	1,0000	0,8056
5	1,0000	0,7222
6	1,0000	0,8611
7	1,0000	0,8611
8	1,0000	0,7778
9	1,0000	0,7778
10	1,0000	0,6944
11	1,0000	0,7222
12	1,0000	0,8611
13	1,0000	0,8333
14	1,0000	0,7222
15	1,0000	0,8056
16	1,0000	0,7222
17	1,0000	0,7143
18	1,0000	0,7714
19	1,0000	0,7143
20	1,0000	0,8857

Pada tabel 2, Meskipun training accuracy menunjukkan nilai sempurna (1.0000) pada semua fold, variasi pada validation accuracy mengindikasikan bahwa model SVM mungkin mengalami overfitting pada data pelatihan, yang menyebabkan performa yang kurang optimal pada data validasi.

Akurasi model SVM pada set pengujian adalah 80.80%. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM dapat memberikan akurasi validasi silang yang cukup tinggi, namun tetap menunjukkan keterbatasan dalam menangani variasi dan kompleksitas yang lebih tinggi dalam gambar.

4.3 Perbandingan Kinerja

Perbandingan hasil menunjukkan bahwa CNN lebih unggul dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok dibandingkan SVM. Hal ini disebabkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur secara mendalam dari gambar, sementara SVM lebih terbatas pada fitur-fitur yang diekstraksi secara manual. Kinerja yang lebih baik dari CNN dapat diatribusikan pada kemampuannya dalam memanfaatkan pembelajaran transfer dari model yang telah dilatih pada dataset yang lebih besar dan beragam.

Hasil yang kompetitif dari SVM menunjukkan bahwa meskipun SVM bisa memberikan hasil yang baik dengan fitur yang lebih sederhana, pendekatan deep learning seperti CNN lebih

unggul dalam menangani kompleksitas visual yang lebih tinggi (Khan et al., 2022; Lakatos et al., 2023).

7 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa CNN memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan SVM dalam mendeteksi dan mengklasifikasi aktivitas merokok. Dengan menggunakan pembelajaran transfer, CNN mampu memanfaatkan pengetahuan dari model yang telah dilatih pada dataset yang lebih besar, sehingga dapat menangkap fitur-fitur kompleks yang terkait dengan aktivitas merokok dengan lebih efektif.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan model deep learning lainnya serta mengembangkan dataset yang lebih besar dan lebih beragam. Selain itu, penggunaan teknik ensemble yang menggabungkan beberapa model deep learning dapat dieksplorasi untuk meningkatkan kinerja deteksi dan klasifikasi. Penelitian lebih lanjut juga dapat dilakukan untuk mengatasi tantangan dalam generalisasi model pada data yang belum terlihat sebelumnya, sehingga dapat meningkatkan akurasi model pada set pengujian.

6. DAFTAR REFERENSI

- Hasa, M. F., Aras, S., Salsabila, F. M., & Safitri, N. (2024). Deteksi perokok di kawasan bebas rokok menggunakan YOLOv5. *Jurnal Ilmiah*, 10(1).
- Khan, A., Khan, S., Hassan, B., & Zheng, Z. (2022). CNN-based smoker classification and detection in smart city application. *Sensors*, 22(3), 892. <https://doi.org/10.3390/s22030892>
- Lakatos, R., Pollner, P., Hajdu, A., & Joo, T. (2023). A multimodal deep learning architecture for smoking detection with a small data approach. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1326050. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1326050>
- Musthofa, A., & Rahardi, M. (2023). Perbandingan algoritma support vector machine dan K-nearest neighbors pada sinyal tubuh perokok. *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(6). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i6.3290>
- Naufal, M. F. (2021). Analisis perbandingan algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk klasifikasi citra cuaca. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(2), 311–318. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021824553>
- Rusdy Prasetyo, A., Sussi, & Aditya, B. (2023). Analisis perbandingan algoritma support vector machine (SVM) dan convolutional neural network (CNN) untuk sistem deteksi katarak. *Jurnal Ilmiah Teknik Mesin, Elektro dan Komputer*, 3(1), 1–10. <https://doi.org/10.51903/juritek.v3i1.604>

- Sanjaya, K. O., Indrawan, G., & Aryanto, K. Y. E. (2018). Pendeteksian objek rokok pada video berbasis pengolahan citra dengan menggunakan metode Haar cascade classifier. *International Journal of Natural Science and Engineering*, 1(3), 92. <https://doi.org/10.23887/ijnse.v1i3.12938>
- Wang, D., Yang, J., & Hou, F.-H. (2022). Design of intelligent detection system for smoking based on improved YOLOv4. *Sensors and Materials*, 34(8), 3271. <https://doi.org/10.18494/SAM3878>

Perbandingan Akurasi CNN dan SVM Untuk Deteksi dan Klasifikasi Aktivitas Merokok

ORIGINALITY REPORT

14%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

5%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Sebelas Maret Student Paper	2%
2	journal.aritekin.or.id Internet Source	1%
3	Submitted to Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Student Paper	1%
4	prosiding.unipma.ac.id Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	1%
6	repository.upi.edu Internet Source	1%
7	id.scribd.com Internet Source	1%
8	journal.amikveteran.ac.id Internet Source	1%

9	Internet Source	1 %
10	bams.jambiprov.go.id Internet Source	1 %
11	digilib.fsm.undip.ac.id Internet Source	1 %
12	mohamadginanjar.wordpress.com Internet Source	1 %
13	mti.amikom.ac.id Internet Source	1 %
14	www.kebijakankesehatanindonesia.net Internet Source	<1 %
15	stiemuttaqien.ac.id Internet Source	<1 %
16	ejournal.polbeng.ac.id Internet Source	<1 %
17	eprints.uns.ac.id Internet Source	<1 %
18	lib.ui.ac.id Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off
Exclude bibliography On

Exclude matches Off