

**LAPORAN PROJECT PENGOLAHAN CITRA DIGITAL
SEMESTER GENAP 2024/2025**

| IDENTITAS PROYEK | |
|--------------------|---|
| Judul | Pengembangan Model Deteksi Kecurangan Ujian Berbasis Analisis Frame Video dengan Fitur Manual HOG, LBP, dan Histogram Warna |
| Identitas Penyusun | 1. Muhammad Fabyan Putroagung (23031554029) 2. Muhammad Taufiqulhakim (23031554111) 3. Akhmad Alviantio (23031554238) |
| Kelas | 2023F |

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang (min. 250 kata)

Integritas akademik adalah elemen dasar yang memastikan keadilan, keabsahan, dan kepercayaan terhadap proses belajar serta hasil penilaian akademis. Tanpa integritas dalam penyelenggaraan ujian, kualitas lulusan dan kepercayaan publik terhadap lembaga pendidikan bisa menurun secara signifikan. Sayangnya, tindakan curang dalam ujian masih merupakan masalah yang sering ditemukan di berbagai tingkat pendidikan [1]. Kecurangan ini dapat mencemari prinsip-prinsip keadilan dan menghasilkan lulusan yang tidak memiliki kompetensi yang sejati [1]. Konsekuensi tambahan dari praktik ini adalah berkurangnya kualitas pendidikan, munculnya keraguan terhadap sistem evaluasi, serta dapat menumbuhkan budaya ketidakjujuran di lingkungan akademis dan masyarakat secara umum.

Untuk menjawab tantangan itu, teknologi pengolahan citra digital dan machine learning muncul sebagai solusi yang menjanjikan dalam mendukung pengawasan ujian. Teknologi ini dapat mengenali dan mendeteksi tindakan kecurangan dalam ujian dengan analisis data visual dan audio secara otomatis dan langsung. Penggunaan teknologi pemrosesan citra digital memungkinkan integrasi berbagai fitur manual seperti Histogram of Oriented Gradient (HOG), Local Binary Pattern (LBP), dan histogram warna ke dalam model deteksi perilaku, sehingga menciptakan sistem yang lebih objektif dan efisien untuk memantau peserta ujian[2], [3].

Dalam proyek ini, terdapat tiga jenis perilaku kecurangan yang menjadi fokus utama, yaitu: (1) menyalin dari buku atau catatan secara sembunyi-sembunyi, yang dapat diidentifikasi melalui pola pergerakan kepala dan deteksi objek buku/catatan dalam

frame video; (2) berbincang dengan orang lain di sekitar, seperti dengan peserta ujian lain atau orang luar, yang dapat diamati dari deteksi gerakan bibir dan posisi kepala; dan (3) perilaku menunduk, sebagai tanda adanya usaha untuk melihat sumber lain selain layar ujian. Tersedia pula label (0) yang menunjukkan indikasi non cheating sebagai pelengkap.

Metode pengawasan manual yang bergantung pada pengawas manusia memiliki batasan, seperti subjektivitas penilaian, terbatasnya jangkauan pengawasan, dan risiko kelalaian akibat kelelahan manusia. Dengan demikian, pendekatan konvensional tidak selalu berhasil dalam mengidentifikasi dan mencegah berbagai jenis kecurangan, terutama dalam situasi ujian online yang sulit untuk diawasi secara langsung. Oleh karena itu, pengembangan sistem deteksi otomatis atau semi-otomatis yang berbasis pengolahan citra digital serta machine learning kini tidak hanya relevan, tetapi juga menjadi suatu kebutuhan untuk menghadapi tantangan integritas dalam pendidikan modern.

1.2. Rumusan Masalah dan Tujuan

Rumusan masalah :

- Bagaimana cara mendeteksi perilaku kecurangan dalam ujian dengan menggunakan analisis frame video yang melibatkan fitur manual seperti HOG, LBP, dan histogram warna?
- Apa saja tantangan dalam mengembangkan model deteksi kecurangan ujian yang efektif dan akurat menggunakan teknologi pengolahan citra digital dan machine learning?
- Sejauh mana teknologi pengolahan citra digital dan machine learning dapat menggantikan pengawasan manual dalam mendeteksi kecurangan ujian secara otomatis dan real-time?
- Bagaimana cara mengidentifikasi dan membedakan tiga jenis perilaku kecurangan (menyontek dari buku/catatan, berbicara dengan orang lain, dan menunduk) serta perilaku non-kecurangan dalam ujian?
- Apa saja keterbatasan yang dihadapi oleh sistem deteksi otomatis dalam memantau ujian daring, dan bagaimana sistem ini dapat dioptimalkan untuk mengatasi masalah tersebut?

Tujuan :

- Mengembangkan model deteksi kecurangan ujian berbasis analisis frame video dengan fitur manual HOG, LBP, dan histogram warna yang dapat mendeteksi berbagai jenis perilaku kecurangan secara akurat dan efisien.
- Mengintegrasikan teknologi pengolahan citra digital dan machine learning dalam sistem deteksi kecurangan untuk meningkatkan objektivitas dan efisiensi pengawasan ujian.
- Menerapkan model deteksi untuk mengidentifikasi tiga jenis perilaku kecurangan (menyontek, berbicara, dan menunduk) serta membedakannya dari perilaku non-kecurangan dalam ujian.
- Mengevaluasi kinerja sistem deteksi otomatis dan semi-otomatis dalam mendeteksi kecurangan ujian, serta mengidentifikasi tantangan dan solusi dalam pengawasan ujian daring.
- Mengembangkan sistem yang lebih baik dan lebih praktis untuk mendukung pengawasan ujian secara online, guna meningkatkan integritas akademik dan kualitas pendidikan.

2. Metodologi

2.1. Eksplorasi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berisi rekaman video dari 10 subjek yang terdiri dari mahasiswa Universitas Negeri Michigan yang mengambil ujian. 10 subjek ini adalah mahasiswa yang benar-benar mengikuti ujian nyata, namun proktor secara sengaja mendorong mereka untuk melakukan kecurangan dengan berbagai cara, seperti berbicara dengan mereka, memberikan buku, atau mendekati mereka selama ujian.

Setiap folder yang berisi video mahasiswa nyata dilengkapi dengan file gt.txt, yang berfungsi sebagai data ground truth untuk setiap kejadian kecurangan yang terjadi selama ujian. Setiap entri dalam gt.txt mencatat tiga informasi penting:

1. Start time: Waktu mulai terjadinya kecurangan.
2. End time: Waktu berakhirnya kecurangan.
3. Cheating type: Jenis kecurangan yang dilakukan, yang dapat berupa: (1) Menyontek dari buku, catatan, atau teks lainnya, (2) Berbicara dengan orang di ruangan, dan (6) Menunduk (sebagai indikasi upaya melihat sumber lain selain layar ujian).

Kami juga menambahkan label 0 sebagai indikator perilaku non-kecurangan, untuk membedakan segmen video yang tidak menunjukkan tindakan curang.

2.2. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan utama, yang melibatkan pemrosesan data, ekstraksi fitur, pelatihan model, serta evaluasi hasil deteksi.

A. Pemisahan Video Menjadi Frame

Pada tahap pertama, video dari setiap subjek dipecah menjadi frame individu. Proses ini memisahkan video berdasarkan segmen waktu kecurangan yang tercatat di file gt.txt. Setiap segmen kecurangan dipecah menjadi frame-frame terpisah untuk dianalisis lebih lanjut.

Sebagai contoh, untuk subjek subject10, segmen video yang berisi kecurangan dari buku atau catatan, berbicara dengan orang lain, dan menunduk akan diekstrak masing-masing dalam folder terpisah, serta label yang sesuai akan diterapkan pada masing-masing frame yang diambil.

B. Ekstraksi Fitur

Pada tahap ekstraksi fitur, tiga teknik utama digunakan untuk mengidentifikasi perilaku kecurangan dalam video ujian. Pertama, Histogram of Oriented Gradients (HOG) digunakan untuk mendeteksi perubahan orientasi dan gradien dalam gambar. Dalam kode Python yang dikembangkan, kelas `Hog_descriptor` menghitung gradien magnitudo dan orientasi menggunakan operator Sobel. Gradien yang diperoleh kemudian diorganisir dalam bin orientasi, dan histogram dibentuk untuk setiap sel dalam gambar. Proses ini dilanjutkan dengan normalisasi blok untuk menghasilkan fitur HOG yang siap digunakan dalam model pelatihan. Teknik ini sangat berguna untuk mendeteksi pergerakan tubuh atau objek, seperti pergerakan kepala yang menunjukkan kecurangan menyontek dari buku atau catatan [2].

selanjutnya, Local Binary Patterns (LBP) digunakan untuk mengekstraksi tekstur lokal di sekitar setiap piksel dalam gambar. Pada kode, metode `lbp_calculated_pixel` digunakan untuk menghitung nilai LBP dengan membandingkan nilai intensitas piksel pusat dengan tetangganya,

menghasilkan pola biner yang kemudian dihitung sebagai nilai desimal. Setiap pola ini membentuk histogram LBP yang menggambarkan tekstur gambar secara keseluruhan. LBP sangat berguna untuk mendeteksi perilaku seperti menunduk atau berbicara, yang dapat dilihat melalui pola tekstur wajah atau area sekitar tubuh [3].

Terakhir, Color Histogram digunakan untuk menganalisis distribusi warna dalam gambar. Kode menggunakan fungsi `extract_color_histogram` untuk mengubah gambar ke ruang warna HSV dan menghitung histogram untuk tiga saluran warna utama: Hue (H), Saturation (S), dan Value (V). Histogram ini menggambarkan distribusi warna dalam gambar, yang berguna untuk mengidentifikasi objek yang mungkin digunakan dalam kecurangan, seperti buku atau catatan. Teknik ini juga membantu dalam membedakan antara objek yang sah dan yang mencurigakan dalam ujian.

C. Pembangunan dan Pelatihan Model

Fitur yang telah diekstraksi dari frame kemudian digunakan untuk melatih model machine learning. Dataset dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian. Model yang digunakan meliputi Random Forest dan Gradient Boosting Classifier. Fungsi `train_test_split` digunakan untuk membagi dataset menjadi data pelatihan dan pengujian, sementara `RandomUnderSampler` diterapkan untuk menangani ketidakseimbangan kelas.

D. Evaluasi Model

Setelah pelatihan model selesai, hasil deteksi diuji menggunakan data pengujian. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta visualisasi confusion matrix. Hasil evaluasi ini digunakan untuk menilai seberapa baik model dalam mendeteksi perilaku kecurangan dalam ujian.

E. Deteksi Kecurangan pada Video Baru

Setelah model yang terlatih, sistem akan digunakan untuk mendeteksi kecurangan pada video ujian baru. Sistem akan memproses setiap frame video baru, mengekstraksi fitur, mengubah fitur menjadi bentuk yang sesuai, dan menggunakan model yang sudah terlatih untuk mengklasifikasikan apakah frame tersebut menunjukkan perilaku kecurangan atau tidak. Hasilnya akan disertai dengan frame yang terdeteksi untuk memverifikasi jenis kecurangan yang terdeteksi.

3. Hasil dan Analisis

3.1 Exploratory Data Analysis

Eksplorasi data dilakukan untuk memahami distribusi label serta karakteristik dari fitur-fitur yang diekstraksi dari setiap frame video. Dataset terdiri dari frame yang diambil dari video 10 subjek ujian, masing-masing diberi label sesuai dengan jenis perilaku: (0) non-cheating, (1) menyontek dari buku/catatan, (2) berbicara dengan orang lain, dan (6) menunduk. Untuk label 0 diambil pada detik yang tidak ada pada file gt.txt. Berdasarkan proses labeling dari file gt.txt, terdapat ketidakseimbangan jumlah antara kelas non-kecurangan dan kecurangan, di mana kelas (0) mendominasi lebih dari 50% total data frame. Hal ini menjadi pertimbangan utama dalam proses pemodelan, khususnya dalam menangani imbalance dataset. Untuk bagian non cheating digunakan interval waktu yaitu 2 detik, lalu dalam pengambilan frame nya hanya diambil 1 frame dalam 1 detiknya.

Untuk distribusi labelnya seperti ini :

- Label 0 (non-cheating): 1802 frame
- Label 1 (cheating dari buku/catatan): 10103 frame
- Label 2 (berbicara dengan orang lain): 81751 frame
- Label 6 (menunduk): 101 frame

Data yang di train :

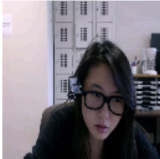
- Label 0 (non-cheating): 1442 frame
- Label 1 (cheating dari buku/catatan): 8082 frame
- Label 2 (berbicara dengan orang lain): 65400 frame
- Label 6 (menunduk): 81 frame

Data yang di train setelah custom under sampler:

- Label 0 (non-cheating): 1442 frame
- Label 1 (cheating dari buku/catatan): 8082 frame
- Label 2 (berbicara dengan orang lain): 8000 frame
- Label 6 (menunduk): 81 frame

Untuk contoh frame label nya:

Image (Label 0)



HOG Gradient Magnitude



HOG Feature Histogram

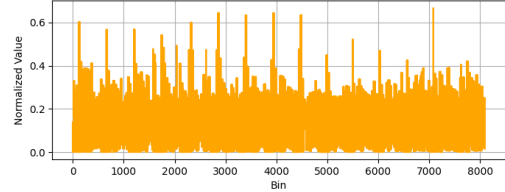
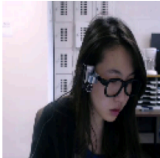


Image (Label 1)



HOG Gradient Magnitude



HOG Feature Histogram

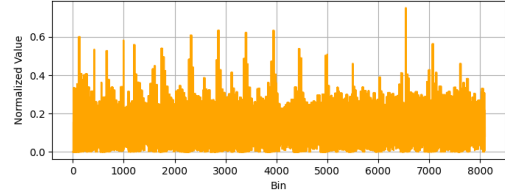
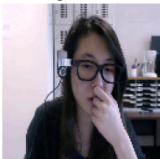


Image (Label 2)



HOG Gradient Magnitude



HOG Feature Histogram

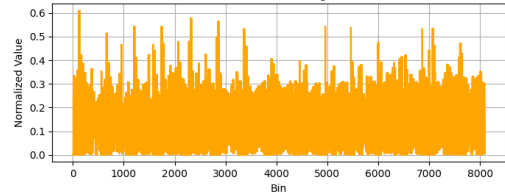
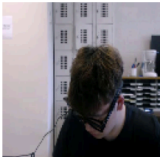


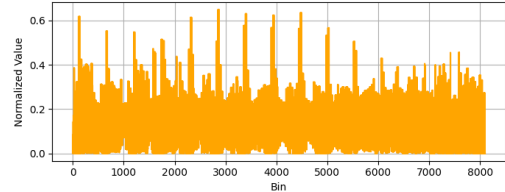
Image (Label 6)



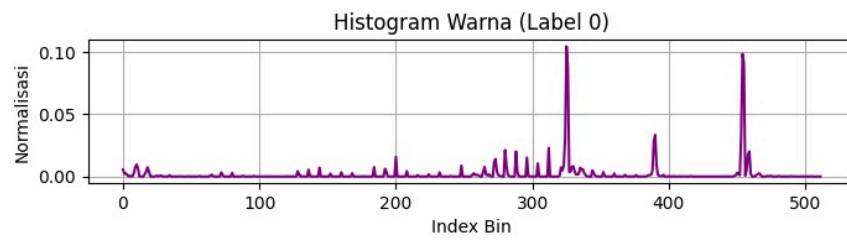
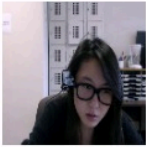
HOG Gradient Magnitude



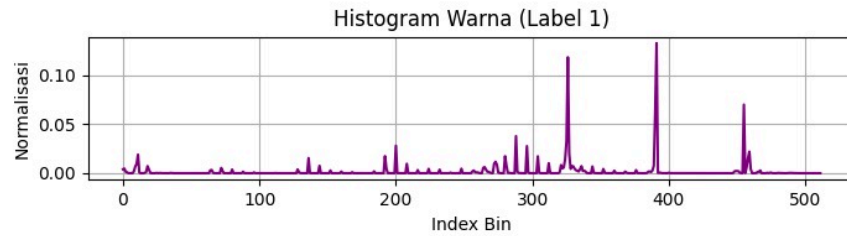
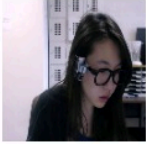
HOG Feature Histogram



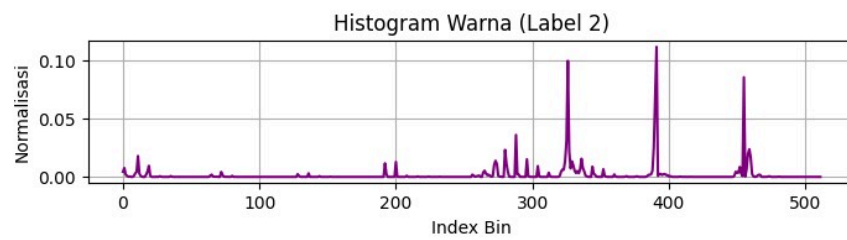
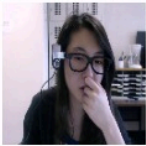
Gambar Label 0



Gambar Label 1



Gambar Label 2



Gambar Label 6

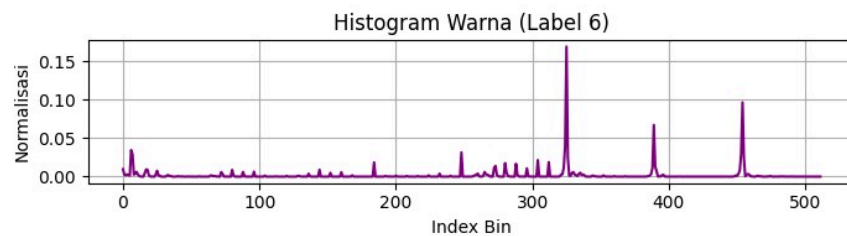
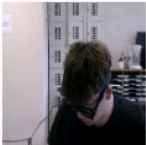
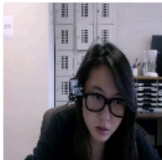


Image (Label 0)



LBP Image



LBP Feature Histogram

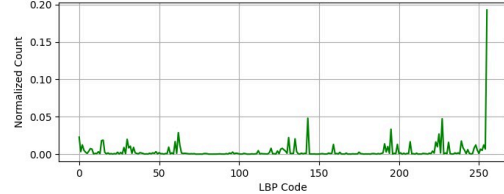
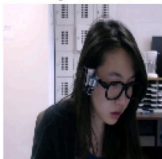


Image (Label 1)



LBP Image



LBP Feature Histogram

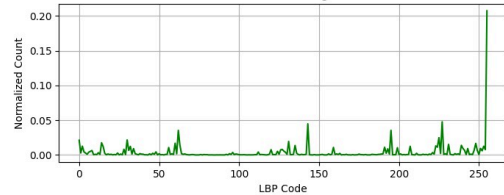
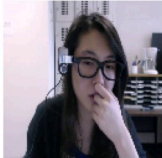


Image (Label 2)



LBP Image



LBP Feature Histogram

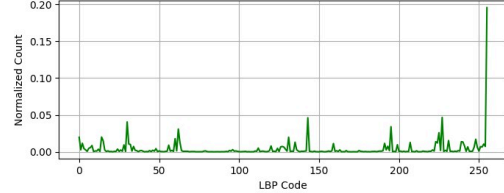
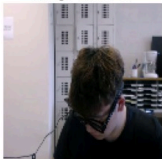
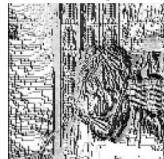


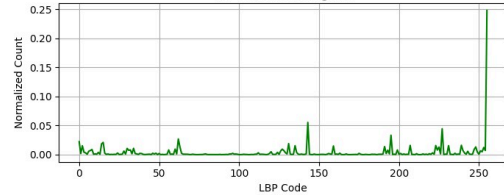
Image (Label 6)



LBP Image



LBP Feature Histogram



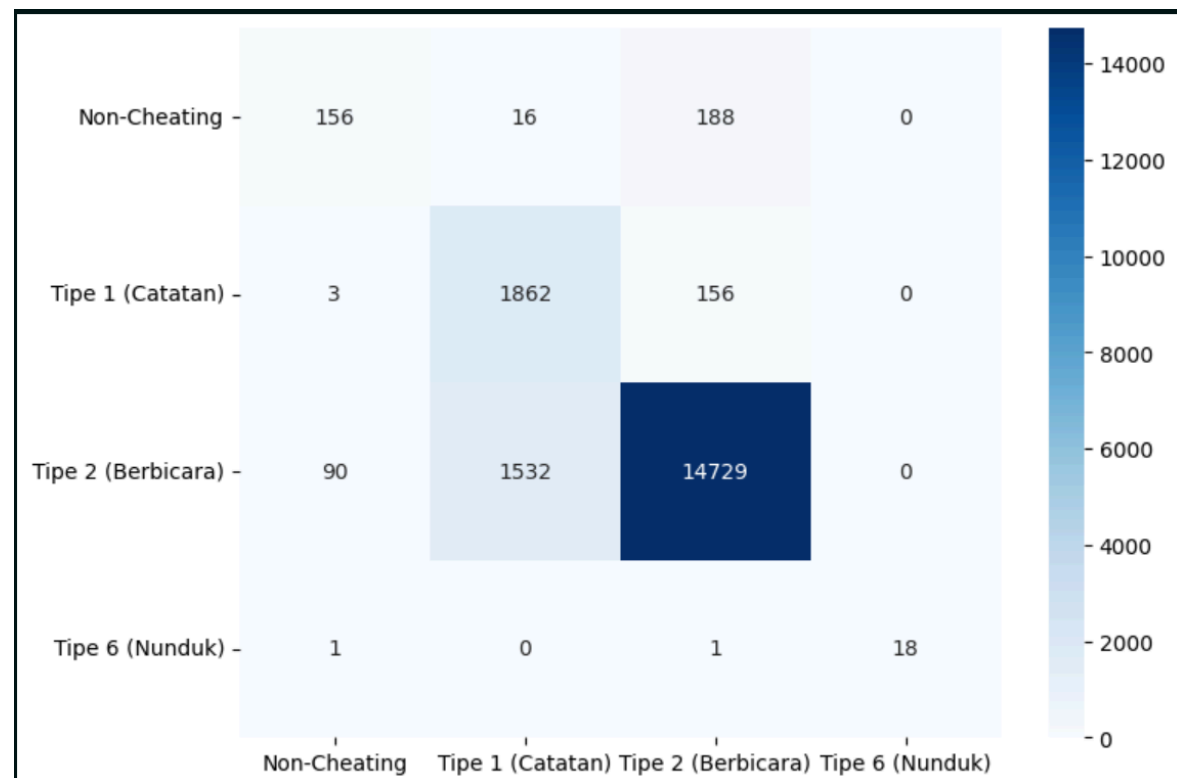
3.2 Hasil Eksperimen

Eksperimen dilakukan untuk mengevaluasi performa model deteksi kecurangan menggunakan kombinasi fitur HOG, LBP, dan histogram warna. Dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Karena adanya ketimpangan jumlah data antar label, pendekatan undersampling diterapkan untuk menyeimbangkan distribusi kelas. Dua model pembelajaran mesin yang digunakan dalam eksperimen ini adalah Random Forest Classifier dan Gradient Boosting Classifier.

Evaluasi Model (Random Forest):

Akurasi: 0.8940

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------------|-----------|--------|----------|---------|
| Non-Cheating | 0.62 | 0.43 | 0.51 | 360 |
| Tipe 1 (Catatan) | 0.55 | 0.92 | 0.69 | 2021 |
| Tipe 2 (Berbicara) | 0.98 | 0.90 | 0.94 | 16351 |
| Tipe 6 (Nunduk) | 1.00 | 0.90 | 0.95 | 20 |
| accuracy | | | 0.89 | 18752 |
| macro avg | 0.79 | 0.79 | 0.77 | 18752 |
| weighted avg | 0.92 | 0.89 | 0.90 | 18752 |



Evaluasi Model (Gradient Boosting):

Akurasi: 0.6567

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------------|-----------|--------|----------|---------|
| Non-Cheating | 0.06 | 0.62 | 0.10 | 360 |
| Tipe 1 (Catatan) | 0.40 | 0.70 | 0.51 | 2021 |
| Tipe 2 (Berbicara) | 0.95 | 0.65 | 0.77 | 16351 |
| Tipe 6 (Nunduk) | 0.20 | 1.00 | 0.34 | 20 |
| accuracy | | | 0.66 | 18752 |
| macro avg | 0.40 | 0.74 | 0.43 | 18752 |
| weighted avg | 0.87 | 0.66 | 0.73 | 18752 |



Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model Random Forest dengan data yang telah diterapkan Random Under Sampling (RUS) kustom menghasilkan akurasi sebesar 0.8940. Evaluasi model ini menunjukkan performa yang baik dengan f1-score tertinggi pada Tipe 6 (Nunduk) yang mencapai 0.95. Secara keseluruhan, model ini mampu menangani ketidakseimbangan kelas dengan baik, yang terlihat dari distribusi kelas yang lebih seimbang setelah diterapkannya RUS.

Di sisi lain, Gradient Boosting Classifier dengan data Random Under Sampling (RUS) memiliki akurasi yang lebih rendah, yakni 0.6567. Meskipun memiliki f1-score yang cukup tinggi pada Tipe 2 (Berbicara), namun model ini cenderung kurang optimal dalam memprediksi Non-Cheating, Tipe 1 (Catatan), dan Tipe 6 (Nunduk), yang terlihat dari rendahnya precision dan recall pada kelas-kelas tersebut. Hasil ini

menunjukkan bahwa meskipun Gradient Boosting cukup kuat dalam menangani beberapa kelas, namun performanya lebih rendah dibandingkan dengan Random Forest dalam konteks ini.

Kedua model tersebut menunjukkan pentingnya penggunaan teknik pemrosesan data yang tepat, seperti Random Under Sampling (RUS) untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas, dan keduanya berhasil memanfaatkan fitur yang dihasilkan dari ekstraksi HOG, LBP, dan Histogram Warna dengan baik untuk mendeteksi perilaku kecurangan dalam ujian.

Untuk visualisasi performa model, confusion matrix pada kedua model memberikan gambaran yang jelas mengenai distribusi prediksi yang benar dan salah, dengan model Random Forest menunjukkan hasil yang lebih baik dalam memprediksi lebih banyak sampel pada kelas-kelas minoritas.

Model Random Forest tersebut disimpan menggunakan joblib untuk digunakan mendeteksi video baru. Video baru diambil menggunakan kamera laptop. Saat proses pengambilannya dilakukan semua tipe cheating serta non cheating. Hasilnya masih kurang memuaskan karena kebanyakan video hanya terdeteksi tipe cheating 2 yaitu berbicara dengan orang lain walaupun di video tersebut tidak sedang berbicara.

Contohnya :



Hal ini mungkin disebabkan oleh beberapa hal, yaitu:

- Model terlalu sensitif terhadap perilaku tipe 2
- Fitur HOG, LBP, dan histogram warna mungkin kurang cocok untuk dataset yang diambil menggunakan webcam.
- Masalah pada kualitas video baru

4. Kesimpulan

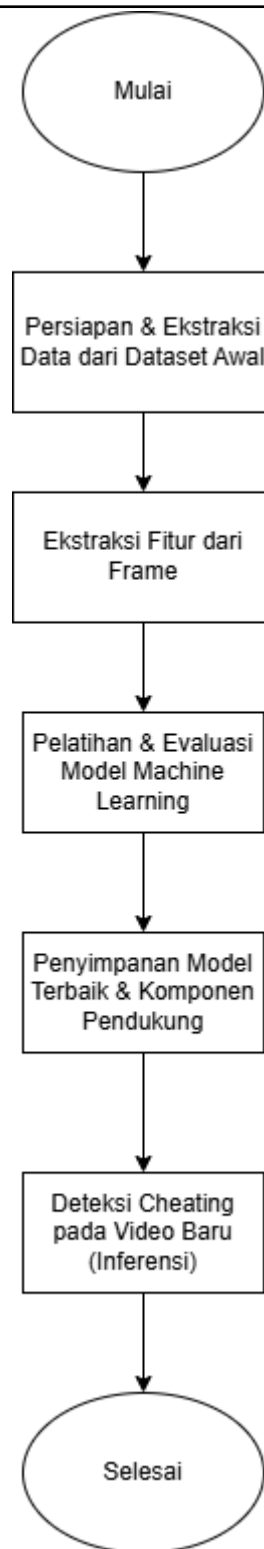
Dalam proyek ini, sistem identifikasi kecurangan ujian yang berdasar pada analisis video dengan memanfaatkan beragam fitur citra, seperti Histogram of Oriented Gradients (HOG), Local Binary Patterns (LBP), serta histogram warna berhasil dibuat, yang selanjutnya diproses melalui model machine learning, terutama Random Forest dan Gradient Boosting Classifier. Sistem ini menekankan pengenalan perilaku penipuan yang meliputi menyontek dari buku atau catatan, berkomunikasi dengan orang lain, dan bersikap menunduk. Model Random Forest yang dilatih dengan data yang diambil melalui Random UnderSampling (RUS) Kustom menunjukkan tingkat akurasi yang baik, yaitu 89.4%, dengan precision dan recall yang memuaskan pada sejumlah kelas. Dalam percobaan video, meskipun telah dilakukan usaha untuk menghasilkan variasi dengan merekam aktivitas seperti membungkuk dan merujuk catatan, model sering kali tidak mampu membedakan antara perilaku berbicara dan perilaku yang lain. Dalam beragam situasi, meskipun tidak ada percakapan verbal, sistem mengategorikan video sebagai Tipe 2 (Berbicara dengan orang lain). Metode ekstraksi fitur yang memanfaatkan HOG, LBP, dan histogram warna terbukti berhasil dalam menangkap informasi tentang tekstur dan warna dalam frame video, meskipun kepekaannya terhadap konteks visual yang lebih halus, seperti menunduk atau membaca catatan, masih perlu ditingkatkan. Hasil deteksi ini mengindikasikan bahwa meskipun metode ini dapat mengidentifikasi gerakan yang lebih nyata, pemrosesan fitur yang lebih cermat mungkin diperlukan untuk mendeteksi perilaku yang lebih halus.

5. Daftar Pustaka

- [1] Atoum, Y, Chen, L, Liu, AX, Hsu, SDH, & ... (2017). Automated online exam proctoring. IEEE Transactions on ..., ieeexplore.ieee.org, <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7828141/>>
- [2] Dalal, N, & Triggs, B (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. 2005 IEEE computer society conference on ..., ieeexplore.ieee.org, <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1467360/>>

- [3] Ahonen, T, Hadid, A, & ... (2006). Face description with local binary patterns: Application to face recognition. ... transactions on pattern ..., ieeexplore.ieee.org, <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1717463/>>
- [4] Coltuc, D, Bolon, P, & Chassery, JM (2006). Exact histogram specification. IEEE Transactions on Image ..., ieeexplore.ieee.org, <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1621236/>>
- [5] Bradski, G, & Kaehler, A (2008). Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library, books.google.com, <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=seAgiOfu2EIC&oi=fnd&pg=PR3&dq=learning+opencv+computer+vision+with+the+opencv&ots=hWH95kfDMg&sig=FWT8w_ngMG3xRMQiIX4s7lcAdR4>
- [6] Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J. et al. *Array programming with NumPy*. Nature 585, 357–362 (2020). DOI: [10.1038/s41586-020-2649-2](https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2). (Publisher link).
- [7] Pandas Development Team. (2023). Pandas. <https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/index.html>
- [8] Bradski, G. (2000). *The OpenCV library*. Dr. Dobb's Journal of Software Tools. Retrieved from <https://opencv.org/>
- [9] Joblib Development Team. (2020). *Joblib: running Python functions as pipeline jobs* [Software]. Retrieved from <https://joblib.readthedocs.io/>
- [10] Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- [11] Pedregosa, F, Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P, Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.

6. Lampiran User Manual Guide



7. Url Code dan Deploy Project

<https://github.com/MTaufiqulhakim/System-Cheating-Detection>