Perbandingan Simple Random Sampling dan Stratified Random Sampling pada Pengenalan Video Porno dengan Metode CNN

(Comparison of Simple Random Sampling and Stratified Random Sampling on Porn Videos Recognition using CNN)

Ilham Bintang, I Gede Pasek Sutawijaya, I Wayan Agus Arimbawa Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA Email: ilhambintanginformatika@gmail.com, gpsutawijaya@unram.ac.id arimbawa@unram.ac.id

Abstract-Video classification is an interesting thing because video consists of many frames. In this video recognition system, the right sampling method is needed to represent the contents of the video because this research using image recognition model to recognize video. This study focuses on comparing the sampling methods used in pornographic systems. Porn videos have heterogeneity so a method is needed that can analyze the data provided in order to learn the data patterns. The Convolutional Neural Network method is used because this method can learn the pattern of training data provided. Result this research the stratified random sampling method has the highest level of accuracy that is reaching 80% and the simple random sampling method is the fastest method because it can recognize the video in 111 seconds. In addition, all porn videos provided can be identified entirely, so that they can recognize pornographic videos by 100%.

Key words: Artificial Intelligence, Pattern Recognition, Convolutional Neural Network, Porn Recognition, Random Sampling.

I. PENDAHULUAN

Konten negatif seperti video porno sudah beredar sangat pesat di Internet. Hal tersebut didukung oleh perkembangan perangkat-perangkat cerdas seperti *smartphone*, tablet dan laptop yang saat ini dimiliki oleh semua kalangan. Masyarakat dapat mengakses internet kapan saja dan dimana saja tanpa ada perlindungan yang kuat dari pemerintah maupun *provider*.

Saat ini belum ada sistem pengenalan konten porno yang berbasis kecerdasan buatan untuk menangkal konten porno pada perangkat-perangkat digital seperti *smartphone*, tablet dan laptop. Padahal sistem perlindungan dari pornografi merupakan hal yang sangat penting untuk menjaga generasi dari dampak negatif dari pornografi [1].

Penelitian di bidang pengenalan konten porno memiliki permasalahan karena heterogenitas yang tinggi seperti warna kulit, pose dan latar belakang yang berbeda. Oleh karena itu diperlukan pendekatan yang dapat mempelajari hubungan yang tidak diketahui pada data latih sehingga dapat menyesuaikan dengan pola data yang diberikan. Pendekatan yang dapat dilakukan untuk mempelajari hubungan pada data latih adalah Convolutional Neural Network (CNN).

Semua metode pengenalan pola termasuk CNN memiliki keterbatasan yaitu hanya dapat mengenali citra. Untuk dapat mengenali sebuah video terdapat 2 pendekatan yang dapat dilakukan. Pertama dengan membaca semua *frame* video dan dimasukkan kedalam sistem pengklasifikasi. Pada strategi hasil yang didapatkan dengan strategi ini bisa maksimal karena semua *frame* akan diperiksa sehingga tidak ada *frame* terlewat. Akan tetapi pada pendekatan ini diperlukan waktu yang sangat lama dan beban komputasi yang tinggi karena harus melakukan perulangan pada ribuan bahkan puluhan ribu *frame* yang terdapat pada video padahal bisa jadi terdapat kesamaan pada *frame* video.

Pendekatan yang kedua yaitu dapat dilakukan dengan cara mengambil sampel pada *frame* video agar dapat mewakilli keseluruhan populasi video. Pengambilan sampel dapat dilakukan dengan berbagai macam varias teknik pengambilan sampel. Teknik pengambilan sampel terbaik dalam penelitian perhitungan *quick count* adalah teknik pengambilan sampel berstrata (*stratified random sampling*) dan teknik pengambilan sampel sederhana (*simple random sampling*) [2].

Teknik simple random sampling merupakan teknik yang cenderung mudah diimplementasikan karena mengacak bilangan dari range tertentu dan dapat menggunakan software komputer. Teknik stratified random sampling merupakan teknik yang memperhatikan sebaran data yang menjadi sampel agar dapat merata atau diprioritaskan pada bagian tertentu dalam populasi [3].

Berdasarkan uraian tersebut, maka penelitian ini akan mencari teknik *sampling* optimal (unjuk kerja tinggi) dalam pengenalan video porno. Teknik *sampling* yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah teknik *simple random sampling* serta variasi dari 2 model pengambilan teknik *stratified random sampling*.

II. TINJAUAN PUSTAKA DAN TEORI PENUNJANG

A. Tinjauan Pustaka

Penelitian tentang konten porno masih menjadi topik penelitian yang menarik dan sudah pernah diteliti sebelumnya. Penelitian-penelitian sebelumnya masih terbatas pada pengenalan citra porno bukan video porno. Padahal video porno yang menjadi permasalahan di masyarakat. Terdapat penelitian pengenalan citra porno berdasarkan probabilitas penampakan kulit dengan algoritma Eigenporn dan menggunakan metode Principle Component Analysis (PCA) pada ruang warna YCbCr [4]. Penelitian ini mengklasifikasi gambar yang mengandung alat kelamin manusia dan mencari Region of Interest (ROI) pada gambar. Penelitian tersebut berhasil mengenali konten porno dengan akurasi yang tinggi yaitu mencapai 90,13%. Akan tetapi waktu komputasi yang diperlukan untuk mengenali suatu citra porno sekitar 0.12 detik.

Terdapat juga penelitian dengan algoritma serupa untuk mendeteksi citra porno dalam gambar berwarna dengan menggunakan ruang warna YCbCr sebagai dasar untuk mendeteksi kulit karena citra yang memiliki persentase penampakan kulit yang banyak cenderung merupakan citra porno [5]. Deteksi tersebut berfungsi efektif untuk mengenali kulit akan tetapi menemukan beberapa kesalahan karena gambar kondisi pencahayaan ketika diambil, faktor lain itu bisa dengan interpretasi yang buruk terhadap sistem. Penelitian ini menghasilkan akurasi paling tinggi yaitu 64.3% pada *threshold* 50.

Selain itu penelitian tentang citra porno berbasis kandungan informasi citra juga pernah dilakukan. Penelitian ini menggunakan informasi warna dan ciri-ciri citra (*image signature*) yang di peroleh dengan cara teknik histogram warna dan mentransformasi-*wavelet*-kan citra [6]. Hasil pengujian penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat kesuksesan pengenalan citra porno menggunakan metode ini sebesar 67.02% (dapat mengenali sebanyak 84 citra sebagai citra porno dari 125 citra porno yang diuji) dan mendeteksi citra non porno menjadi porno sebanyak 36 citra dari 375 citra non porno (9.06%).

Ketiga tersebut menunjukkan hasil yang cukup maksimal dalam mengenali citra porno. Akan tetapi waktu komputasi memiliki urgensi tinggi ketika akan melakukan pengenalan video karena video memiliki banyak *frame* yang akan dikenali dalam satu proses pengenalan. Sehingga penelitian sebelumnya perlu dikembangkan untuk mencapai waktu komputasi yang optimal dengan akurasi yang maksimal.

Salah satu kendala yang terdapat dalam pengenalan video porno adalah video porno memiliki tingkat heterogenitas yang tinggi karena variasi pose, warna latar belakang, sudut pandang kamera, warna kulit, dan etnis yang berbeda. Oleh karena itu, dibutuhkan metode yang dapat membaca fitur-fitur pada data yang diberikan tanpa menuliskan fitur-fitur yang ada secara eksplisit. Salah satu metode pengenalan yang dapat melakukan hal tersebut adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

Penelitian dengan metode CNN sangat berkembang dalam pengenalan citra karena kemampuannya dalam menyesuaikan pola data dan waktu komputasi yang sangat efisien. Saat ini terdapat penelitian yang menggunakan CNN dalam mengenali pada pengenalan wajah secara *realtime*. Penelitian ini menghasilkan akurasi 87.48% pada kondisi lingkungan yang dinamis dan membutuhkan waktu pengenalan yang sangat singkat karena dapat mengenali wajah secara *realtime* [7]. Selain penelitian tersebut, terdapat juga penelitian tentang pengenalan wajah dengan metode CNN [8]. Penelitian ini memiliki akurasi maksimal sebesar 86.71%.

Permasalahan selanjutnya dalam melakukan pengenalan pada video porno adalah bagaimana menentukan teknik sampling frame video yang tepat. Teknik sampling yang dapat menjadi referensi adalah keberhasilan metode teknik stratified random sampling dan simple random sampling dalam pemilihan pemilu Kepala Daerah di Jawa Barat. Metode simple random sampling dapat menghasilkan selisih perkiraan hasil pemilu dengan hasil sebenarnya sebesar 0,84% dengan error 8,56%; teknik stratified random sampling Kemudian menghasilkan selisih proporsi sebesar 0,31% dengan error 6,36% [3].

Berdasarkan uraian yang telah disampaikan, maka perlu diadakan penelitian yang membandingkan teknik pengambilan sampel pada pengenalan video agar menghasilkan hasil penelitian yang optimal.

B. Teori Penunjang

Berikut adalah beberapa teori penunjang yang mendasari penelitian ini:

B.1. Linear Congruential Method (LCM)

Teknik sampling yang digunakan dalam mengambil frame video porno membutuhkan metode pembangkit bilangan acak yang baik agar tidak terjadi pengulangan pada frame. Bilangan acak dapat dimanfaatkan untuk mendapatkan penyelesaian suatu permasalahan simulasi [9]. Bilangan acak dapat dibangkitkan dengan menggunakan pembangkit bilangan acak semu (pseudo random generator) [10]. Metode linear congruent method banyak digunakan dalam membangkitkan bilangan acak karena mudah implementasinya.

Metode *Linear Congruent* memanfaatkan nilai sebelumnya untuk membangkitkan bilangan acak r1, r2, ..., rn yang bernilai [0, m]. Untuk membangkitkan bilangan acak ke n+1 (rn+1) dengan metode *Linear Congruent*, didefinisikan:

$$r_{n+1} = (ar_n) \bmod m \tag{1}$$

Ket

- a,c dan m = nilai pembangkit
- r0 = nilai awal

Metode *Linear Congruent Method* memiliki beberapa ketentuan agar bilangan yang dibangkitkan benar-benar acak antara lain [11]:

- 1. $m = 2^n$.
- 2. Faktor persekutuan terbesar dari c dan m adalah 1.
- 3. a = 1 + 4k, k adalah bilangan bulat.

Rentang maksimum yang dapat dicapai sebuah LCM adalah *m*. Metode ini dapat mencapai rentang lebih dari 2.1 milyar bilangan acak [3].

B.2. Teknik Sampling

Sampel adalah bagian dari populasi yang diambil menurut prosedur tertentu sehingga dapat mewakili konteks populasinya. Video porno terdiri dari beberapa *frame* setiap detiknya. Setiap detik pada video porno bisa mewakili suatu adegan tertentu sehingga pada sistem pengenalan video porno, tidak semua *frame* akan diambil sebagai sampel karena akan memakan waktu yang sangat lama [9].

Oleh karena itu dibutuhkan teknik *sampling frame* video yang tepat agar dapat mewakili konteks video secara keseluruhan. Berikut adalah teknik *sampling* yang akan digunakan pada penelitian ini:

1. Simple Random Sampling

Simple Random Sampling merupakan metode yang memungkinkan semua anggota populasi memiliki peluang yang sama untuk dipilih menjadi sampel. Sehingga semua frame video harus terdapat didalam rentang sampel. Setelah melakukan proses pengacakan pada frame, maka sampel akan digunakan untuk melakukan pengenalan terhadap isi dari frame tersebut. Kemudian sistem akan mengambil persentase dari frame-frame video. Dari semua rentang sampel, setelah di acak dengan baik, diambil sejumlah sampel (sesuai jumlah sampel minimal). Teknik ini mudah di implementasikan dalam penelitian, hanya saja aplikasi di lapangan agak sulit dan mahal.

2. Stratified Random Sampling

Stratified random sampling merupakan teknik pengambilan sampel yang membagi populasi ke dalam strata. Teknik ini memilih sampel acak sederhana dari setiap stratum (bagian strata) dan menggabungkannya menjadi keseluruhan sampel yang akan digunakan dalam sistem.

Proses sampling dibagi kedalam stratum bertujuan untuk meratakan titik-titik yang akan menjadi tempat pengambilan data yang lebih banyak. Pada video porno, terdapat kecenderungan video porno yang memiliki adegan pada titik-titik tertentu. Metode stratified dapat digunakan agar proses pembagian sampel tepat sasaran pada titik-titik dimana adegan porno berada. Oleh karena itu, stratum harus dibentuk dengan mengetahui pola adegan pada video porno dengan baik.

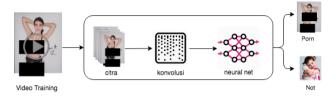
B.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Video porno memiliki variasi tinggi sehingga dibutuhkan metode yang dapat mengenali video agar proses pengenalan dapat maksimal. Metode CNN dipilih karena dapat beradaptasi dengan pola data yang diberikan. Sehingga dapat menyesuaikan variasi video porno.

Metode CNN pada dasarnya melakukan konvolusi terhadap beberapa layer citra. Operasi konvolusi merupakan hasil kali matriks antara matriks citra asli dengan matriks kernel. Perhitungan ini terus dilakukan sampai titik pusat kernel selesai mengakses semua indeks citra asli. Secara matematis, operasi konvolusi pada citra 2 dimensi dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2) [12].

$$S_{(i,j)} = (K * I)_{(i,j)} = \sum \sum I_{(i-m,j-n)} K_{(m,n)}$$
 (2)

Dibanding dengan metode *Machine Learning* lainnya seperti SVM pada kasus klasifikasi objek pada citra, metode CNN lebih baik dari sisi akurasi maupun waktu komputasi. CNN bekerja seperti MLP, akan tetapi setiap *neuron* pada CNN dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak dalam satu dimensi seperti neuron pada MLP.

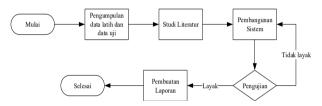


Gambar 1. Convolution neural network.

III. METODE PENELITIAN

A. Proses Penelitian

Proses penelitian akan dilakukan melalui beberapa langkah mulai dari studi literatur hingga penarikan kesimpulan yang akan digambarkan dengan diagram alir penelitian sesuai pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir pembuatan sistem.

Pada Gambar 2 terdapat gambaran alur penelitian yang telah dilakukan. Secara detail tergambar sebagai berikut:

A.1. Pengumpulan Data

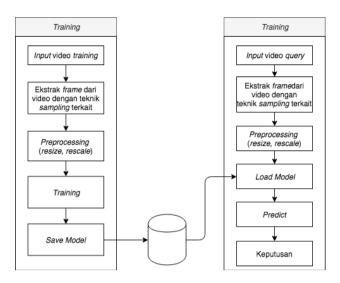
Data yang digunakan merupakan dataset dari tim riset AI Program Studi Teknik Informatika Universitas Mataram. Data yang digunakan adalah 120 video porno dan 120 video non porno. 100 video untuk proses *training* dan 20 untuk *testing*. 100 video tersebut diesktrak menjadi gambar dan diseleksi manual sebagai data latih. Untuk data uji, video di ekstrak sesuai metode *sampling* dengan variasi jumlah sampel 25, 50 dan 100.

A.2. Studi Literatur

Pada penelitian ini studi literatur dilakukan dengan cara mengumpulkan data dari berbagai skripsi, jurnal maupun sumber lain yang berkaitan dengan penelitian ini. Studi literatur dilakukan dengan tujuan untuk melihat kekurangan serta kelebihan yang ada pada skripsi, jurnal maupun sumber lainnya yang nantinya digunakan sebagai acuan untuk mengembangkan sistem yang akan dibangun.

A.3. Pembangunan Sistem/Pengkodean

Penelitian perbandingan teknik *sampling* pada video porno ini, pengkodean sistem dilakukan terlebih dahulu dengan membuat model pengenalan citra porno. Secara umum alur pengenalan sistem terdapat pada Gambar 3.



Gambar 3. Blok diagram sistem pengenalan video porno.

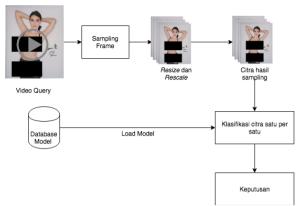
Seperti terlihat pada Gambar 3, terdapat dua tahap utama dalam penelitian ini, yaitu tahap pelatihan dan tahap klasifikasi. Penjelasan secara singkat mengenai tahap-tahap tersebut sebagai berikut:

1. Proses Pelatihan

Proses pelatihan sistem meliputi mengubah video training menjadi gambar. Setiap video akan diambil 100 frame dan di simpan sebagai data training. Pada proses ekstraksi video menjadi gambar akan diabaikan 10% awal dan 10% akhir video. Teknik sampling yang akan digunakan pada tahap training adalah random sampling dengan mengabaikan 10% di awal dan 10% di akhir video. Gambar yang di ekstrak dan diubah (resize) menjadi ukuran 224x224 px lalu disimpan untuk dijadikan data training. Data training dimasukkan ke dalam arsitektur neural network dan dilakukan proses training/fitting. Setelah proses training selesai maka model yang terbentuk akan disimpan di database.

2. Proses Klasifikasi

Klasifikasi dilakukan dengan memilih video query yang akan digunakan. Kemudian dilakukan sampling pada video dengan mencari jumlah frame yang ada kemudian pengambilan sampel menyesuaikan dengan teknik sampling yang akan digunakan. Video tersebut akan di ekstrak dan di-resize menjadi gambar 224x224 px pada frame yang masuk kriteria sampling. Model yang telah disimpan akan di-load sebagai classifier. Model yang telah di-load akan digunakan untuk melakukan proses prediksi dengan memasukkan citra - citra yang menjadi sampel. Hasil prediksi digunakan untuk menentukan apakah video yang dimasukkan merupakan video porno atau tidak.



Gambar 4. Proses klasifikasi.

A.4. Sampling

Pengujian dilakukan dengan mengambil sampel terlebih dahulu terhadap *frame* video yang ada sesuai dengan metode *sampling* yang akan digunakan. Berikut teknik *sampling* yang akan digunakan:

1. Simple Random Sampling

Cari total *frame* pada video dan tentukan jumlah *frame* yang akan diambil.

10%	80%	10%
10/0	0070	1070

Gambar 4. Pembagian sampel pada simple random sampling

Gambar 4 menunjukkan batas awal dan akhir proses *sampling* dengan mengabaikan 10% awal dan akhir video. Berikut adalah rumus untuk menghitung titik awal dan titik akhir mulai pengacakan:

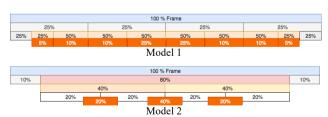
$$awal = \frac{1}{10}x total frame (3)$$

$$akhir = total\ frame - awal$$
 (4)

Ambil *frame* yang merupakan hasil pengacakan tersebut, lalu simpan menjadi gambar kedalam direktori tertentu sebagai data latih dan uji.

2. Stratified Random Sampling

Pada teknik *stratified random sampling* sistem akan mencari total *frame* pada video dan tentukan jumlah *frame* yang diambil. Kemudian tentukan jumlah sampel yang diambil dari blok *frame* pada persen yang sesuai (warna jingga). Lakukan pengacakan dengan metode LCM pada *frame* yang telah dipilih.

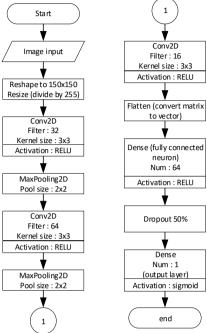


Gambar 5. Pembagian sampel pada stratified random sampling.

Pada *stratified* random *sampling* modek 1, video di pecah menjadi 4 bagian, kemudian pada bagian awal dan akhir terdapat pengabaian karena di asumsikan bahwa pada bagian tersebut tidak terdapat adegan porno. Pada model 2, *frame* di ambil pada tengah bagian dan beberapa bagian awal dan akhir video.

B. Arsitektur Sistem

Arsitektur CNN yang akan digunakan dalam penelitian ini terdapat pada Gambar 6.



Gambar 6. Arsitektur neural network.

Arsitektur yang akan digunakan dalam jaringan ini terdiri dari 8 Layer yaitu layer konvolusi 1, *max pooling* 1, konvolusi 2, *max pooling* 2, konvolusi 3, *flatten, dense* 1, *dropout*, dan *dense* 2. Data *input* berupa gambar RGB berukuran 224x224 dan akan menghasilkan 1 buah kesimpulan. Penempatan *hidden layer* dapat ditentukan melalui beberapa pengujian terhadap kebutuhan sistem. Pemilihan *hidden layer* sejumlah 6 *layer* merupakan satu hasil percobaan terhadap 7 perlakuan berbeda. Sebelum dimasukkan kedalam *input layer*, data akan ditransformasi terlebih dahulu dengan metode konvolusi. Pelatihan dilakukan pada sistem guna mencari bobot dan bias optimal sesuai dengan arsitektur tersebut untuk digunakan pada proses *testing*.

C. Pengujian

Testing/pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan metode simple random sampling dan stratified random sampling. Setelah melakukan proses training, maka akan didapat model yang akan digunakan dalam menguji sistem. Berikut adalah parameter yang akan di uji pada sistem:

TABEL I. PARAMETER UJI

No	Parameter	Ket
1.	Akurasi	
	1) Jumlah frame	Persen akurasi prediksi per variasi jumlah frame
	2) Teknik sampling	Persen akurasi prediksi per teknik sampling
2.	Waktu Komputasi	

1)	Jumlah frame	Waktu	komputasi	yang
		dibutuhkan	per variasi	jumlah
		frame dalar	m millisecond.	
2)	Teknik	Waktu	komputasi	yang
	sampling	dibutuhkan	per teknik sa	ampling
		dalam <i>milli</i>	second.	

D. Analisa

Perhitungan akurasi merupakan salah satu hal yang penting dalam pengenalan pola. Proses ini dilakukan sebagai salah satu tolak ukur evaluasi dalam suatu sistem. Pengukuran tingkat akurasi dapat menggunakan berbagai cara salah satunya yaitu menggunakan *Confusion Matrix*.

TABEL II. CONFUSION MATRIX

Hasil Klasifikasi	Positif	Negatif	
Kelas Sebenarnya			
Positif	а	b	
Negatif	С	d	

Berdasarkan *confusion matrix* di atas, dapat dihitung nilai akurasi, *Recall* dan *Specificity*.

Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan persamaan 5.

$$Akurasi = \frac{a+d}{a+b+c+d}$$
 (5)

 Nilai True Positive Rate (recall) dihitung dengan menggunakan persamaan (6).

$$Recall = \frac{a}{a+b} \tag{6}$$

 Nilai True Negative Rate (specificity) dihitung dengan menggunakan persamaan (7).

$$Specificity = \frac{c}{c+d} \tag{7}$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap pengujian merupakan tahap mengklasifikasi data uji ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan. Kemudian akan dicatat akurasi dan waktu komputasi dari setiap proses pengujian. Tahap pengujian akan dilakukan dengan menguji setiap variasi jumlah *frame* pada masing-masing metode *sampling* yang ada.

Pengujian dilakukan beberapa kali untuk mengetahui pengaruh dari beberapa parameter terhadap hasil klasifikasi. Adapun parameter-parameter tersebut terdiri atas variasi metode *sampling*, jumlah *frame* dan konstanta pengali *random*. Hasil yang diperoleh setelah proses verifikasi cukup bervariasi.

A. Hasil Uji Teknik Sampling terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi

Pengujian pertama dilakukan untuk melihat pengaruh teknik *sampling* terhadap akurasi dan waktu komputasi. Proses pengujian dilakukan dengan membandingkan akurasi antara variasi teknik sampling dan menggunakan 1

Kali FPS. Berikut adalah tabel hasil pengaruh teknik *sampling* terhadap akurasi:

TABEL III. HASIL UJI TEKNIK SAMPLING TERHADAP AKURASI DAN WAKTU KOMPUTASI

Teknik Sampling	Jumlah <i>Frame</i>	Parameter		
Sumpting	1 rame	Akurasi (%)	Waktu (ms)	
Simple Random	25	77.5%	94.814	
Sampling	50	75%	115.761	
	100	75%	123.470	
Stratified Random Sampling (Model 1)	25	75%	125.263	
	50	77.5%	128.698	
	100	80%	162.255	
Stratified Random Sampling (Model 2)	25	75%	119.034	
	50	75%	115.212	
(Model 2)	100	75%	178.501	

Pada hasil tersebut dapat dilihat bahwa teknik *sampling* yang memiliki akurasi tertinggi adalah teknik *sampling* dengan metode *stratified random sampling* model 1 variasi 100 *frame* dengan tingkat akurasi 80%. Kemudian untuk waktu komputasi terendah terdapat pada metode *simple random sampling* dengan variasi 25 *frame*. Hal tersebut berkorelasi positif terhadap hasil penelitian yang dilakukan oleh Lesvian yang membuktikan bahwa metode *sampling* terbaik terdapat pada model *stratified random sampling* pertama. [3]

Rata-rata waktu komputasi yang dibutuhkan oleh metode *simple random sampling* memiliki waktu komputasi terendah dengan rata-rata 111.349 ms. Sedangkan metode *stratified random sampling* model 1 dan model 2 menghabiskan rata-rata 138.739 dan 137.582. Hal tersebut memiliki selisih yang sangat kecil yaitu 1.157 ms atau sekitar 1 detik. Artinya waktu komputasi pada 2 metode ini dapat dikatakan serupa.

TABEL IV. NILAI RECALL DAN SPECIFICITY

Metode	Recall			Specificity		
	25	50	100	25	50	100
Simple	100%	100%	100%	55%	50%	50%
Stratified 1	100%	100%	100%	50%	55%	60%
Stratified 2	100%	100%	100%	50%	50%	50%

Nilai *recall* dari setiap percobaan menunjukkan hasil dari prediksi kelas "Porn" dapat dikenali semua, akan tetapi pada kelas "Non Porn" memiliki akurasi yang rendah yaitu dengan nilai tertinggi sebesar 60% pada metode *stratified* model 1. Hal ini berarti bahwa semua video porno dapat dikenali semua dan pada video non porno, beberapa dikenali sebagai video porno.

B. Pengaruh FPS terhadap akurasi dan waktu komputasi

Setelah dilakukan pengujian terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi, hasil terbaik akan diuji dengan melakukan uji dengan menggunakan 2 kali FPS sebagai variasi FPS-nya.

TABEL V. HASIL UJI VARIASI FPS

Metode	Frame	FPS	Hasil	
			Akurasi (%)	Waktu (ms)
Stratified	100	1 kali	80%	162.255
model 1	100	2 kali	77.5%	166.395

Pada Tabel 5. didapatkan hasil yang terbaik yaitu menggunakan teknik *Stratified random sampling* 1 dan 1 kali FPS dengan akurasi **80%** dan waktu komputasi 162.255 ms.

Pada percobaan tersebut dapat disimpulkan bahwa 2 kali FPS pada variasi tidak memiliki pengaruh yang positif terhadap akurasi karena menunjukkan penurunan akurasi dan peningkatan waktu komputasi. Hal tersebut menunjukkan bahwa 1 kali FPS dapat mewakili suatu cuplikan pada video.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesmipulan

Berdasarkan uraian teori dan hasil penelitian pada bagian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa:

- 1. Proses klasifikasi video porno menghasilkan akurasi tertinggi ketika menggunakan metode *stratified random sampling* dengan jumlah sampel 100 dan menggunakan 1 kali FPS.
- 2. Waktu komputasi terendah terdapat pada metode *simple random sampling* dengan rata-rata waktu 111.349 ms. Sedangkan untuk metode *stratified random sampling* model 1 dan model 2 memiliki waktu komputasi masing-masing 138.739 dan 137.582 ms.
- 3. Rasio video porno yang dikenali porno (*recall*) pada setiap percobaan memiliki akurasi yang sama yakni 100%. Sedangkan rasio video non porno dikenal non porno (*specificity*) terbaik yakni 60% pada metode *stratified random sampling* model 1.
- 4. Perubahan FPS sebagai variabel pengali pada proses *random*, tidak berpengaruh pada akurasi maupun waktu komputasi.

B. Saran

Penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan:

- 1. Menggunakan *dataset* yang lebih banyak ketika menggunaan metode CNN sebagai teknik klasifikasi.
- 2. Melakukan pengujian dengan melakukan variasi terhadap *dataset*.
- 3. Melakukan penelitian dengan topik klasifikasi video pada kasus lain dengan menggunakan teknik *stratified* random sampling.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. Nurhayati, L. Wangi, and B. Poerwanto, "Analisis pengaruh frekuensi menonton blue film terhadap hasil belajar mahasiswa," *Andi*, vol. 02, pp. 218–225, 2008.

- [2] F. A. Demokrawati, "Analisis Quick Count dengan Menggunakan Metode Stratified Random Sampling," Univ. Pendidik. Indones., 2014.
- [3] A. Lesvian, A. Mulyanto, and H. Prasetya, "Kajian Analitis Metode Sampling yang Tepat dengan Akurasi Tinggi untuk Estimasi Pemenang Pemilu pada Quickcount," vol. 14060715, no. 2006, pp. 1–12, 2009.
- [4] I. G. P. S. Wijaya, I. Widiartha, and S. E. Arjarwani, "Pornographic Image Recognition Based on Skin Probability and Eigenporn of Skin ROIs Images," TELKOMNIKA (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 13, no. 3, p. 985, 2015.
- [5] J. A. M. Basilio, G. A. Torres, G. S. Pérez, L. K. T. Medina, and H. M. P. Meana, "Explicit Image Detection using YCbCr Space Color Model as Skin Detection," *Appl. Math. Comput. Eng.*, no. December, pp. 123–128, 2011.
- [6] I. G. P. Sutawijaya and I. B. K. Widiartha, "Pengenalan Citra Porno Berbasis Kandungan Informasi Citra (Image

- Content)," vol. 4, no. 2, pp. 80-86, 2004.
- [7] M. Zufar and B. Setiyono, "Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Wajah Secara Real Time," *J. Sains Dan Seni Its*, vol. 5, no. 2, pp. 72–77, 2016.
- [8] I. W. S. E. Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101," Undergrad. thesis, Inst. Teknol. Sepuluh Nopember., 2016.
- [9] N. A. Jamil, "Teknik Sampling," Elearning Pendidik. Klin. Stase Ilmu Kesehat. Masy. (IKM, vol. 2, no. 5, pp. 10–15, 2007.
- [10] R. Nasution, *Teknik Sampling*. Sumatera Utara: USU digital library, 2003.
- [11] Fitri Bimantoro, "Dasar-dasar Simulasi." Program Studi Teknik Informatika Universitas Mataram, 2017.
- [12] H. Abhirawa, Jondri, and A. Arifianto, "Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN)," vol. 4, no. 3, pp. 4907–4916, 2016.