

**DETEKSI LESI PRA-KANKER SERVIKS PADA CITRA KOLPOSKOPI  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN  
ARSITEKTUR YOLO**



**OLEH :**

**FATIHANI NURQOLBIAH**

**09012682226008**

**PROGRAM MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
TAHUN 2024**

**DETEKSI LESI PRA-KANKER SERVIKS PADA CITRA KOLPOSKOPI  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN  
ARSITEKTUR YOLO**

**TESIS**

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister**



**OLEH :**

**FATIHANI NURQOLBIAH**

**09012682226008**

**PROGRAM MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
TAHUN 2024**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**DETEKSI LESI PRA-KANKER SERVIKS PADA CITRA KOLPOKOPI  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN  
ARSITEKTUR YOLO**

**TESIS**

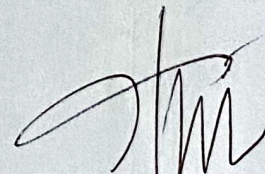
Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister

Oleh :

**FATIHANI NURQOLBIAH**

**09012682226012**

Palembang, Januari 2024  
Pembimbing,



**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.**  
NIP. 196908021994012001

Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



**Hadipurnawan Satria, Ph.D.**  
NIP. 198004182020121001

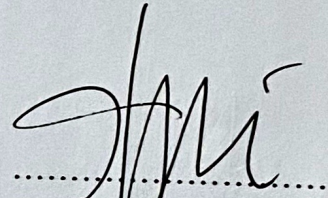
## HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari Rabu Tanggal 10 Januari 2024 telah dilaksanakan ujian sidang Tesis secara luring oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Fatihani Nurqolbiah  
N I M : 09012682226008  
Judul : Deteksi Lesi Pra-kanker Serviks Pada Cira Kolposkopi Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur YOLO

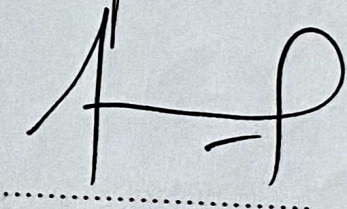
1. Pembimbing

Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.  
NIP. 196908021994012001



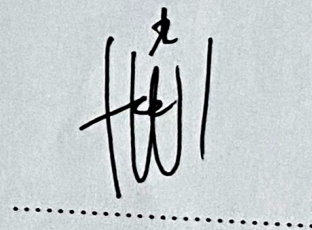
2. Penguji I

Dr. M. Fachrurrozi, S.Si., M.Kom  
NIP. 198005222008121000



3. Penguji II

Hadipurnawan Satria, Ph.D.  
NIP. 198004182020121001



Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



Hadipurnawan Satria, Ph.D.  
NIP. 198004182020121001

## LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Fatihani Nurqolbiah  
N I M : 09012682226008  
Program Studi : Magister Ilmu Komputer  
Judul Tesis : Deteksi Lesi Pra-Kanker Serviks Pada Citra Kolposkopi Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur YOLO

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin: 14 %

Menyatakan bahwa laporan tesis saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan tesis ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

Demikian, pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapapun.



Palembang, Januari 2024



**Fatihani Nurqolbiah**  
NIM. 09012682226008

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya akhirnya penulis dapat menyelesaikan Tesis ini dengan judul **Deteksi Lesi Pra-kanker Serviks Pada Citra Kolposkopi Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur YOLO** dalam rangka menyelesaikan pendidikan Strata 2 pada Program Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Dalam penulisan Tesis ini, penulis banyak mendapatkan bantuan, bimbingan, pengarahan serta semangat dari berbagai pihak dan menyampaikan terima kasih kepada :

1. Kepada Allah SWT yang selalu memberikan berkat dan rahmat-Nya.
2. Kedua Orang Tua Tercinta Papa Fardes Jon, S.Pd., M.Si dan Mama Yani Hairani, S.Pd., serta adik-adikku Muhammad Auliafarhan dan Aulia Rizky Anjani yang selalu mendoakan, memotivasi, dukungan, dan kasih sayang kepada penulis dalam menyelesaikan Proposal Tesis ini.
3. Bapak Hadipurnawan Satria, Ph.D. selaku Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bantuan dan bimbingan hingga tesis ini dapat terselesaikan.
5. Seluruh sahabat angkatan 2022 Magister Ilmu Komputer terima kasih karena selalu memberikan saran, kritik, dan membantu penulis menyelesaikan proposal tesis ini.
6. Semua dosen Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah melimpahkan ilmunya kepada penulis selama proses belajar mengajar di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
7. Kak abdi, mbak dina, dan seluruh staf tata usaha yang telah membantu dalam kelancaran proses administrasi dan akademik selama masa perkuliahan.
8. Semua pihak yang telah membantu secara langsung maupun secara tidak langsung yang tidak bisa penulis jelaskan satu persatu.

Penulis menyadari akan banyaknya kekurangan dalam penulisan tesis ini. Oleh karena itu, saran dan kritik yang bersifat membangun sangat penulis harapkan

agar di masa-masa yang akan datang bisa lebih baik lagi. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

Palembang, November 2023

Penulis

**DETEKSI LESI PRA-KANKER SERVIKS PADA CITRA KOLPOSKOPI  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN  
ARSITEKTUR YOLO**

**By :**

**FATIHANI NURQOLBIAH  
09012682226008**

**ABSTRACT**

Detection of cervical pre-cancerous lesions plays a crucial role in analyzing medical images for proper diagnosis. The limitations of visual observation drive the need for computer-based detection. This study proposes a cervical pre-cancerous lesion detection model using Convolutional Neural Network (CNN) with YOLO architecture, providing high accuracy. Two datasets were used, first from IARS Cervical Cancer Image Bank (Dataset 1) with 913 images from 200 cases, and second from Mohammad Hoesin Hospital Palembang (Dataset 2) with 160 images. The matrix evaluation results show that YOLOv8 is the best model with mAP50 of 92% in Dataset 1, 78.4% in Dataset 2, and 81.5% in both datasets combined.



**DETEKSI LESI PRA-KANKER SERVIKS PADA CITRA KOLPOKOPI  
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DENGAN  
ARSITEKTUR YOLO**

**OLEH**

**FATIHANI NURQOLBIAH  
09012682226008**

**ABSTRAK**

Deteksi lesi pra-kanker serviks memegang peran krusial dalam menganalisis citra medis untuk diagnosa yang tepat. Keterbatasan pengamatan visual mendorong perlunya deteksi berbasis komputer. Penelitian ini mengusulkan model deteksi lesi pra-kanker serviks menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur YOLO, memberikan akurasi yang tinggi. Dua dataset digunakan, pertama dari IARS Cervical Cancer Image Bank (Dataset 1) dengan 913 gambar dari 200 kasus, dan kedua dari Rumah Sakit Mohammad Hoesin Palembang (Dataset 2) dengan 160 gambar. Hasil evaluasi matriks menunjukkan bahwa YOLOv8 menjadi model terbaik dengan mAP50 sebesar 92% pada Dataset 1, 78,4% pada Dataset 2, dan 81,5% pada gabungan kedua dataset.

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN</b>	iii
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	iv
<b>LEMBAR PERNYATAAN</b>	v
<b>KATA PENGANTAR</b>	vi
<b>DAFTAR ISI</b>	x
<b>DAFTAR TABEL</b>	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	xiv
<b>BAB I    PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Sistematika Penulisan	4
<b>BAB II    TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Tinjauan Pustaka	6
2.2 Citra Servikografi	12
2.3 Kolposkopi	13
2.4 Deteksi Objek (Object Detection)	14
2.5 Convolutional Neural Network (CNN)	15
2.6 Arsitektur YOLO	18
2.7 Evaluasi Kinerja	19
2.7.1 Mean Average Precision	20
2.7.2 F1 Score	20
2.7.3 Precision	21
2.7.4 Recall	21
2.7.5 Confusion Matrix	21
<b>BAB III    METODOLOGI PENELITIAN</b>	

3.1	Kerangka Kerja Penelitian	23
3.2	Lingkungan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	24
3.3	Persiapan Data	24
3.4	Pre-Processing Data	26
	3.4.1 Resize Gambar	26
	3.4.2 CLAHE	28
	3.4.3 Anotasi Label Gambar	29
	3.4.4 Convert Data	30
3.5	Splitting Data	30
3.6	Object Detection YOLO	32
	3.6.1 Backbone Structure	32
	3.6.2 Proses Training	33
	3.6.3 Proses Validasi dan Evaluasi	33
3.7	Unseen	34
3.8	Kesimpulan	35

## **BAB IV HASIL DAN ANALISIS**

4.1	Hasil Pelatihan Model	36
	4.1.1 Hasil Pelatihan Dataset 1 Model YOLOv5	37
	4.1.2 Hasil Pelatihan Dataset 1 Model YOLOv7	39
	4.1.3 Hasil Pelatihan Dataset 1 Model YOLOv8	43
	4.1.4 Hasil Pelatihan Dataset 2 Model YOLOv5	45
	4.1.5 Hasil Pelatihan Dataset 2 Model YOLOv7	49
	4.1.6 Hasil Pelatihan Dataset 2 Model YOLOv8	52
	4.1.7 Hasil Pelatihan Dataset 1 dan 2 Model YOLOv5	54
	4.1.8 Hasil Pelatihan Dataset 1 dan 2 Model YOLOv7	58
	4.1.9 Hasil Pelatihan Dataset 1 dan 2 Model YOLOv8	61
4.2	Evaluasi Data Unseen	63
4.3	Analisa Hasil Keseluruhan Model	66
4.4	Model Terbaik	69

<b>BAB V</b>	<b>KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
	5.1 Kesimpulan	71
	5.2 Saran	71
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>		73

## DAFTAR TABEL

	<b>Halaman</b>
<b>Tabel 2.1</b> Penelitian Terkait Kanker Serviks yang Pernah Dilakukan	7
<b>Tabel 3.1</b> Sebaran Dataset 1	28
<b>Tabel 3.2</b> Sebaran Dataset 1	30
<b>Tabel 3.3</b> Sebaran Dataset 2	31
<b>Tabel 3.4</b> Sebaran Dataset 1 dan 2	31
<b>Tabel 4.1</b> Rincian per model	36
<b>Tabel 4.2</b> Evaluasi Model Dataset 1 YOLOv5	37
<b>Tabel 4.3</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 Model YOLOv5	37
<b>Tabel 4.4</b> Evaluasi Model Dataset 1 YOLOv7	40
<b>Tabel 4.5</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 Model YOLOv7	40
<b>Tabel 4.6</b> Evaluasi Model Dataset 1 YOLOv8	43
<b>Tabel 4.7</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 Model YOLOv8	43
<b>Tabel 4.8</b> Evaluasi Model Dataset 2 YOLOv5	46
<b>Tabel 4.9</b> Metriks Evaluasi Dataset 2 Model YOLOv5	46
<b>Tabel 4.10</b> Evaluasi Model Dataset 2 YOLOv7	49
<b>Tabel 4.11</b> Metriks Evaluasi Dataset 2 Model YOLOv7	49
<b>Tabel 4.12</b> Evaluasi Model Dataset 2 YOLOv8	52
<b>Tabel 4.13</b> Metriks Evaluasi Dataset 2 Model YOLOv8	52
<b>Tabel 4.14</b> Evaluasi Model Dataset 1 dan 2 YOLOv5	55
<b>Tabel 4.15</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 dan 2 Model YOLOv5	55
<b>Tabel 4.16</b> Evaluasi Model Dataset 1 dan 2 YOLOv7	58
<b>Tabel 4.17</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 dan 2 Model YOLOv7	58
<b>Tabel 4.18</b> Evaluasi Model Dataset 1 dan 2 YOLOv8	61
<b>Tabel 4.19</b> Metriks Evaluasi Dataset 1 dan 2 Model YOLOv8	61
<b>Tabel 4.20</b> Hasil dari Unseen Pada Seluruh Model	64
<b>Tabel 4.21</b> Hasil dari Unseen Pada Seluruh Model	65
<b>Tabel 4.22</b> Hasil Performa dari Pada Seluruh Model	66

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Halaman</b>
<b>Gambar 2.1</b> Citra Hasil Pemeriksaan Kolposkopi	13
<b>Gambar 2.2</b> Deteksi Objek	15
<b>Gambar 2.3</b> Ilustrasi Jaringan CNN	16
<b>Gambar 2.4</b> Ilustrasi Perhitungan Pergeseran Stride	17
<b>Gambar 2.5</b> Ilustrasi Perhitungan Pooling Layer	18
<b>Gambar 2.6</b> Ilustrasi Fully Connected	19
<b>Gambar 2.7</b> Arsitektur YOLO	20
<b>Gambar 2.8</b> Contoh <i>Confusion Matrix</i>	23
<b>Gambar 3.1</b> Kerangka Kerja Penelitian	24
<b>Gambar 3.2</b> Contoh Gambar Dataset 1 yang digunakan dalam penelitian (a) citra kelas normal (b) citra kelas abnormal	25
<b>Gambar 3.3</b> Contoh Gambar Dataset 2 yang digunakan dalam penelitian (a) citra kelas normal (b) citra kelas abnormal	26
<b>Gambar 3.4</b> Tahapan pra-pengolahan Data	26
<b>Gambar 3.5</b> Contoh Gambar Dataset 1 yang digunakan dalam penelitian (a) gambar asli (b) gambar setelah resize	27
<b>Gambar 3.6</b> Contoh Gambar Dataset 2 yang digunakan dalam penelitian (a) gambar asli (b) gambar setelah resize	27
<b>Gambar 3.7</b> Contoh Gambar Dataset 1 yang digunakan dalam penelitian (a) gambar asli (b) gambar setelah clahe	28
<b>Gambar 3.8</b> Contoh Gambar Dataset 2 yang digunakan dalam penelitian (a) gambar asli (b) gambar setelah clahe	29
<b>Gambar 3.9</b> <i>Annotation label</i> normal	30
<b>Gambar 3.10</b> <i>Annotation label</i> abnormal	30
<b>Gambar 4.1</b> mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	37
<b>Gambar 4.2</b> Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	38
<b>Gambar 4.3</b> F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	38
<b>Gambar 4.4</b> Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	38

<b>Gambar 4.5</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	39
<b>Gambar 4.6</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	40
<b>Gambar 4.7</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	41
<b>Gambar 4.8</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	41
<b>Gambar 4.9</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	41
<b>Gambar 4.10</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	42
<b>Gambar 4.11</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	43
<b>Gambar 4.12</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	44
<b>Gambar 4.13</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	44
<b>Gambar 4.14</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	44
<b>Gambar 4.15</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	45
<b>Gambar 4.16</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	46
<b>Gambar 4.17</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	47
<b>Gambar 4.18</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	47
<b>Gambar 4.19</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	47
<b>Gambar 4.20</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	48
<b>Gambar 4.21</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	49
<b>Gambar 4.22</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	50
<b>Gambar 4.23</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	50
<b>Gambar 4.24</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	50
<b>Gambar 4.25</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	51
<b>Gambar 4.26</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	52
<b>Gambar 4.27</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	53
<b>Gambar 4.28</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	53
<b>Gambar 4.29</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	53
<b>Gambar 4.30</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	54
<b>Gambar 4.31</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	55
<b>Gambar 4.32</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	56
<b>Gambar 4.33</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	56
<b>Gambar 4.34</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	56
<b>Gambar 4.35</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	47
<b>Gambar 4.36</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	58

<b>Gambar 4.37</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	59
<b>Gambar 4.38</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	59
<b>Gambar 4.39</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	59
<b>Gambar 4.40</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	60
<b>Gambar 4.41</b>	mAP, pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	61
<b>Gambar 4.42</b>	Recall pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	62
<b>Gambar 4.43</b>	F1 score pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	62
<b>Gambar 4.44</b>	Precision pada hasil pelatihan dataset 1 model YOLOv5	62
<b>Gambar 4.45</b>	Confusion Matrix pada model YOLOv5	63
<b>Gambar 4. 46</b>	Grafik hasil performa dataset 1	67
<b>Gambar 4. 47</b>	Grafik hasil performa dataset 2	67
<b>Gambar 4. 48</b>	Grafik hasil performa dataset 1 dan 2	68



## DAFTAR SINGKATAN

CNN	= Convolutional Neural Networks
ML	= Machine Learning
CLAHE	= Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
AHE	= Adaptive Histogram Equalization
DL	= Deep Learning
YOLO	= You Only Look Once
mAP	= Mean Average Precision

## **DAFTAR LAMPIRAN**

- LAMPIRAN 1.** Hasil Prediksi Object Detection
- LAMPIRAN 2.** Source Code Python
- LAMPIRAN 3.** Publikasi Ilmiah
- LAMPIRAN 4.** Hasil Pengecekan Software Ithenticate/Turniting
- LAMPIRAN 5.** Surat Rekomendasi Ujian Proposal Tesis
- LAMPIRAN 6.** Surat Rekomendasi Ujian Tesis
- LAMPIRAN 7.** Form Revisi Ujian Proposal Tesis
- LAMPIRAN 8.** Form Revisi Ujian Tesis
- LAMPIRAN 9.** Form Konsultasi Proposal Tesis
- LAMPIRAN 10.** Form Konsultasi Tesis
- LAMPIRAN 11.** Surat Persetujuan Pembimbing Tesis
- LAMPIRAN 12.** SK Pengangkatan Pembimbing Tesis

## BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang dilakukannya penelitian, yang memuat permasalahan-permasalahan dan solusi yang pernah dilakukan. Selanjutnya dilakukan analisa rumusan masalah untuk mengetahui permasalahan mana yang belum terselesaikan dan dapat di jadikan sebagai permasalahan dengan batasan-batasan yang jelas dalam penelitian ini. Tujuan, dan metodologi yang digunakan dalam penelitian ini juga dijabarkan sehingga hasil yang diperoleh lebih terperinci dan terarah serta menghasilkan kinerja yang baik.

### 1.1 Latar Belakang

Kecerdasan Buatan adalah salah satu cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan perangkat lunak dan perangkat keras yang mampu meniru kemampuan berpikir manusia (Sunarya, Santoso, & Sentanu, 2015). Penerapan kecerdasan buatan melibatkan penyelesaian berbagai masalah dalam berbagai konteks, seperti aplikasi bisnis (Rahardja & Roihan, 2017), robotika, bahasa alami, matematika, game, pemrosesan informasi, diagnosis medis, teknik, analisis keuangan, analisis sains, dan penalaran (Russell & Norvig, 2016).

*Machine Learning* (ML) merupakan salah satu kecerdasan buatan yang sering digunakan untuk memecahkan berbagai permasalahan. ML juga memberikan kemudahan untuk mengeksplorasi data berdasarkan teknik tertentu (Roihan, Sunarya, & Rafika, 2020). Selain itu algoritma ML banyak digunakan untuk memecahkan berbagai masalah, seperti diagnosis objek seperti mendeteksi penyakit, dengan akurasi dan kecepatan lebih tinggi dibandingkan manusia (Nichols, Chan, & Baker, 2019).

Lesi pra-kanker serviks membutuhkan waktu hampir satu dekade untuk berubah menjadi kanker. Oleh karena itu, terlepas dari fakta di atas, tidak seperti banyak kanker lainnya, kanker ini dapat disembuhkan sepenuhnya jika terdeteksi sejak dini (Sreedevi, Javed, & Dinesh, 2015). Kolposkopi adalah teknik deteksi dini kanker serviks yang memanfaatkan suatu alat untuk melihat keadaan leher rahim dan kemudian mengumpulkan gambaran atau kondisi leher rahim yang tidak normal untuk analisis pengamatan visual. Kolposkopi adalah tes diagnostik yang digunakan untuk mengevaluasi displasia vagina, vulva, dan serviks (Burness, Oregon, Medicine, & Hospital, 2020).

Karena kelemahan pengamatan visual, hasil yang dihasilkan menjadi tidak akurat, sehingga diperlukan suatu sistem deteksi otomatis berbasis komputer untuk mengurangi

kemungkinan kesalahan pada. Faktor keakuratan sistem pengolahan citra bergantung pada analisis citra *pap smear*. Analisis citra mengarah pada cara mengetahui tingkat keganasan sel abnormal yang dapat diwakili oleh fitur yang dihitung dari nukleus dan sitoplasma yang tersegmentasi, misalnya, rasio nukleus-sitoplasma atau fitur tekstur yang terkait dengan penyimpangan pola kromatin (Gautam et al., 2018).

Sistem deteksi dapat memanfaatkan sistem *Computer-Automated Detection (CAD)*, dimana sistem ini dapat membantu mempercepat proses pengenalan karakteristik suatu citra.. Penelitian mengenai kanker serviks dalam beberapa tahun terakhir banyak berkembang. Namun, penelitian banyak menggunakan gambar sel (*pap smear*) (Wang et al., 2019), test IVA (Kudva, Prasad, & Guruvare, 2018), adapun tes kolposkopi (Kiptoo, Nderu, & Mutanu, 2020). Penelitian dengan citra kolposkopi yang dilakukan oleh (Li et al., 2020) mengusulkan model jaring deteksi lesi serviks (CLDNet) berdasarkan jaringan saraf konvolusional yang dalam (CNN). *Squeeze-Excitation convolutional neural network (SE-CNN)* digunakan untuk mengekstrak fitur kedalaman dari seluruh gambar. Menghasilkan presisi rata-rata daerah lesi ekstraksi model adalah 92,53% dan tingkat penarikan rata-rata adalah 85,56%, yang dapat memainkan peran yang baik dalam diagnosis tambahan.

Sistem skrining kanker serviks berbantuan otomatis menggunakan CNN pada penelitian (Rehman, Ali, Taj, Sajid, & Karimov, 2020) yang dilatih pada *database Sel Serviks*. Pelatihan jaringan dilakukan melalui transfer learning, dimana bobot inisialisasi diperoleh dari pelatihan pada dataset ImageNet. Setelah menyempurnakan jaringan pada database Sel Serviks, vektor fitur diekstraksi dari lapisan terakhir jaringan saraf convolutional yang terhubung penuh. Untuk klasifikasi akhir/penyaringan sampel sel, tiga pengklasifikasi yang berbeda diusulkan termasuk *Softmax regression (SR)*, *Support vector machine (SVM)*, dan *GentleBoost ensemble of decision trees (GEDT)*. Kinerja penyaringan yang diusulkan sistem dievaluasi untuk dua protokol pengujian yang berbeda, yaitu, masalah 2-kelas dan masalah 7-kelas, pada database Herlev. Akurasi klasifikasi SR, SVM, dan GEDT untuk masalah 2 kelas ditemukan masing-masing 98,8%, 99,5%, dan 99,6%, sedangkan untuk soal kelas 7 berturut-turut adalah 97,21%, 98,12%, dan 98,85%

Pada penelitian ini akan dilakukan mengenai deteksi Lesi Pra-kanker Serviks pada citra kolposkopi menggunakan metode CNN dengan arsitektur YOLO. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model paling optimal CNN dengan arsitektur model YOLOv5, YOLOv7 dan YOLOv8 untuk mendeteksi citra kolposkopi. Deteksi lesi pra-kanker serviks dilakukan dengan 2 kelas yaitu normal dan abnormal.

## 1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah di tinjau berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, yaitu “Deteksi Lesi Pra-Kanker Serviks pada Citra Kolposkopi Menggunakan CNN dengan Arsitektur YOLO” dari rumusan masalah tersebut, maka dapat diuraikan menjadi:

1. Bagaimana proses pra-pengolahan data gambar pada citra kolposkopi dapat ditentukan untuk mendukung deteksi lesi pra-kanker serviks menggunakan metode CNN dengan arsitektur YOLO?
2. Bagaimana perancangan model deteksi citra kolposkopi dengan memanfaatkan metode CNN dan arsitektur YOLO?
3. Bagaimana hasil kinerja deteksi lesi pra-kanker serviks pada kedua dataset dapat dibandingkan menggunakan metrics evaluation, seperti *Mean Average Precision* (mAP), *F1 Score*, *Precision*, *Recall*, dan *Confusion Matrix*?

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam melakukan penelitian yang dirancang pada tesis ini adalah:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset citra kolposkopi yang berasal dari IARS (*International Agency for Research for Cancer*) *Cervical Cancer Image Bank* yang dapat diunduh dari <https://screening.iarc.fr/cervicalimagebank.php> dan dataset kedua berasal dari Rumah Sakit Mohammad Hoesin Palembang.
2. Data yang digunakan terdiri atas 2 kelas (normal dan abnormal).
3. Arsitektur metode CNN yang digunakan dalam penelitian ini yaitu YOLOv7.
4. Kinerja pendeteksian pada arsitektur YOLOv5, YOLOv7 dan YOLOv8 menggunakan *metrics evaluation* berupa *Mean Average Precision* (mAP), *F1 Score*, *Precision*, *Recall*, dan *Confusion Matrix*.

## 1.4 Tujuan

Secara umum tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan sistem mendeteksi kanker serviks dengan menggunakan metode CNN dengan arsitektur YOLO. Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah:

1. Membuat model deteksi lesi pra-kanker serviks menggunakan metode CNN dengan arsitektur YOLO .
2. Menganalisis kinerja deteksi menggunakan metode CNN berbasis YOLOv5, YOLOv7 dan YOLOv8.

3. Membandingkan hasil kinerja kedua dataset menggunakan *metrics evaluation* berupa *Mean Average Precision (mAP)*, *F1 Score*, *Precision*, *Recall*, *Confusion Matrix*.

## 1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan bertujuan untuk lebih memudahkan dalam menyusun isi dari setiap bab yang ada pada penelitian ini yang dirangkum sebagai berikut:

### 1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi pendahuluan berupa latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

### 2. BAB II TINJUAN PUSTAKA

Bab ini berisi kerangka teori dan pustaka yang berhubungan dengan permasalahan dalam melakukan proses deteksi kanker serviks dengan metode CNN yang mengacu pada beberapa penelitian jurnal publikasi.

### 3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi metodologi alur yang bertahap dan dengan terperinci tentang langkah yang digunakan untuk menganalisa kaitan dengan deteksi kanker serviks. Metodologi ini menjelaskan pendekatan dan algoritma CNN sehingga tujuan dari penulisan ini dapat tercapai.

### 4. BAB IV HASIL DAN ANALISA

Bab ini berisi hasil pengujian yang telah dilakukan, data yang digunakan baik digunakan pada data latih maupun data uji kemudian dianalisa dengan berbagai macam teknik, adapun pada bab ini akan membahas kevalidasian dari sistem yang telah dibuat.

### 5. BAB V KESIMPULAN

Bab ini berisi tentang kesimpulan mengenai hasil dan analisa dari pengolahan data citra kolposkopi dalam melakukan deteksi kanker serviks menggunakan metode deep learning, yaitu CNN dengan arsitektur YOLOv5, YOLOv7 dan YOLOv8. Bab ini juga merupakan jawaban dari setiap tujuan yang ingin dicapai.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aini, Q., Lutfiani, N., Kusumah, H., & Zahran, M. S. (2021). DETEKSI DAN PENGENALAN OBJEK DENGAN MODEL MACHINE LEARNING : MODEL YOLO, *6*(2), 192–199.
- Arifianto, D., & Agoes, A. S. (2021). Cervical Cancer Image Classification Using CNN Transfer Learning. *Proceedings of the 2nd International Seminar of Science and Applied Technology (ISSAT 2021)*, *207*(Issat), 145–149.  
<https://doi.org/10.2991/aer.k.211106.023>
- Aurelia, J. E., Rustam, Z., & Wirasati, I. (2021). Cervical cancer classification using convolutional neural network-support vector machine. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, *19*(5), 1605–1611.  
<https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v19i5.20406>
- Bai, B., Du, Y., Liu, P., Sun, P., Li, P., & Lv, Y. (2020). Biomedical Signal Processing and Control Detection of cervical lesion region from colposcopic images based on feature reselection. *Biomedical Signal Processing and Control*, *57*, 101785.  
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101785>
- Buiu, C., Dănilă, V. R., & Răduță, C. N. (2020). MobileNetV2 ensemble for cervical precancerous lesions classification. *Processes*, *8*(5). <https://doi.org/10.3390/PR8050595>
- Burness, J. V., Oregon, P., Medicine, F., & Hospital, P. M. (2020). Cervical Colposcopy : Indications and Risk Assessment.
- Deverakonda, A., & Gupta, N. (2016). Diagnosis and Treatment of Cervical Cancer : A Review. *Research and Reviews Journal of Medical & Health Sciences*, *5*(3), 1–11.  
Retrieved from <http://www.rroj.com/open-access/diagnosis-and-treatment-of-cervical-cancer-a-review-.pdf>
- Gautam, S., K., H. K., Jith, N., Sao, A. K., Bhavsar, A., & Natarajan, A. (2018). Considerations for a PAP Smear Image Analysis System with CNN Features, 1–8.  
Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1806.09025>
- Gerald, C., & Lubis, C. (n.d.). PENDETEKSIAN DAN PENGENALAN JENIS MOBIL MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE, 197–199.
- Guo, P., Xue, Z., Long, L. R., & Antani, S. K. (2020). Anatomical landmark segmentation in uterine cervix images using deep learning, *1131810*(March), 32.  
<https://doi.org/10.1117/12.2549267>
- Jumadi, J., & Sartika, D. (2021). PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK

IDENTIFIKASI OBJEK MENGGUNAKAN METODE HIERARCHICAL  
AGGLOMERATIVE CLUSTERING, *10*(2), 148–156.

- Ker, J., & Wang, L. (2018). Deep Learning Applications in Medical Image Analysis, 9375–9389.
- Ker, J., Wang, L., Rao, J., & Lim, T. (2017). Deep Learning Applications in Medical Image Analysis. *IEEE Access*, *6*, 9375–9379. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2788044>
- Kiptoo, S., Nderu, L., & Mutanu, L. (2020). Automated Detection of Cervical Pre-Cancerous Lesions Using Regional-Based Convolutional Neural Network.
- Kudva, V., Prasad, K., & Guruvare, S. (2018). Automation of Detection of Cervical Cancer Using Convolutional Neural Networks, *46*(2), 135–145.
- Kumar, A., & Srivastava, S. (2020). ScienceDirect ScienceDirect Object Detection System Based on Convolution Using Single Shot Multi-Box Detector Object Detection System Based on Convolution Neural Networks Using Single Shot Multi-Box Detector. *Procedia Computer Science*, *171*(2019), 2610–2617. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.283>
- Kurnianingsih, Allehaibi, K. H. S., Nugroho, L. E., Widyawan, Lazuardi, L., Prabuwo, A. S., & Mantoro, T. (2019). Segmentation and classification of cervical cells using deep learning. *IEEE Access*, *7*, 116925–116941. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2936017>
- Li, Y., Chen, J., Xue, P., Tang, C., Chang, J., Chu, C., ... Zheng, Y. (2020). Computer-aided Cervical Cancer Diagnosis using Time-lapsed Colposcopic Images, *0062*(c), 1–13. <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2994778>
- Liu, K., Kang, G., Zhang, N., & Hou, B. (2018). Breast Cancer Classification Based on Fully-Connected Layer First Convolutional Neural Networks. *IEEE Access*, *6*, 23722–23732. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2817593>
- Miyagi, Y., Takehara, K., Nagayasu, Y., & Miyake, T. (2020). Application of deep learning to the classification of uterine cervical squamous epithelial lesion from colposcopy images combined with HPV types, (9), 1602–1610. <https://doi.org/10.3892/ol.2019.11214>
- Nichols, J. A., Chan, H. W. H., & Baker, M. A. B. (2019). Machine learning : applications of artificial intelligence to imaging and diagnosis, 111–118.
- Object Detection using YOLO. (2022), (May).
- Pal, A., Xue, Z., Befano, B., Rodriguez, A. C., Long, L. R., Schiffman, M., & Antani, S. (2021). Deep Metric Learning for Cervical Image Classification. *IEEE Access*, *9*,



- 53266–53275. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3069346>
- Rahardja, U., & Roihan, A. (2017). Design of Business Intelligence in Learning Systems Using iLearning Media, *5*(5), 227–235. <https://doi.org/10.13189/ujm.2017.050502>
- Rehman, A. U., Ali, N., Taj, I. A., Sajid, M., & Karimov, K. S. (2020). An Automatic Mass Screening System for Cervical Cancer Detection Based on Convolutional Neural Network. *Mathematical Problems in Engineering*, *2020*.  
<https://doi.org/10.1155/2020/4864835>
- Roihan, A., Sunarya, P. A., & Rafika, A. S. (2020). Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang : Review paper, *5*(April), 75–82.
- Sedano, A. A. R., Herrera, J. G. G. H., & Portillo, L. R. W. (2020). Techniques for Images Processing, Factors and Results of Colposcopy to Diagnose Cervical Cancer. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, *9*(3), 128–133.  
<https://doi.org/10.35940/ijrte.c4284.099320>
- Sholik, M., & Fatichah, C. (2017). Klasifikasi Sel Serviks Pada Citra Pap Smear berdasarkan Fitur Bentuk Deskriptor Regional dan Fitur Tekstur Uniform Rotated Local Binary Pattern. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, *15*(2), 214.  
<https://doi.org/10.12962/j24068535.v15i2.a669>
- Sreedevi, A., Javed, R., & Dinesh, A. (2015). Epidemiology of cervical cancer with special focus on India. *International Journal of Women's Health*, *7*, 405–414.  
<https://doi.org/10.2147/IJWH.S50001>
- Sunarya, A., Santoso, S., & Sentanu, W. (2015). Sistem pakar untuk mendiagnosa gangguan jaringan lan, *8*(2), 1–11.
- Wang, P., Wang, L., Li, Y., Song, Q., Lv, S., & Hu, X. (2019). Biomedical Signal Processing and Control Automatic cell nuclei segmentation and classification of cervical Pap smear images. *Biomedical Signal Processing and Control*, *48*, 93–103.  
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.09.008>
- Zhao, K., Feng, C., Han, G., Yan, S., & Li, W. (2018). Understanding of Object Detection Based on CNN Family and YOLO Understanding of Object Detection Based on CNN Family and.