

DETEKSI KELAINAN TULANG BELAKANG BERDASARKAN CITRA MEDIS DIGITAL DENGAN MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

SPINE CURVATURE DISORDERS BASED ON DIGITAL MEDICAL IMAGE WITH SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Yohana Karina¹, Rita Magdalena², Ratri Dwi Atmaja³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

yohanakarina@telkomuniversity.ac.id¹, ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id², ratridwiatmaja@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Skoliosis adalah kelainan pada tulang belakang sehingga tulang belakang melengkung ke sisi kiri atau kanan. Biasanya skoliosis ini terdeteksi ketika pasien/penderita melakukan pemeriksaan dengan Rontgen atau alat medis lainnya saat MCU, terjadi kecelakaan, dan saat tulang belakang terasa tidak nyaman atau berbeda. Tugas Akhir ini bertujuan untuk membangun sebuah sistem yang mampu mendeteksi kelainan tulang belakang pada manusia pada hasil Rontgen, sehingga sistem dapat secara otomatis memilah skoliosis menurut arah kemiringannya. Dibangunnya sistem ini diharapkan dapat membantu proses pemilahan data dengan cepat dan akurat, sehingga mengurangi waktu pemeriksaan hasil Rontgen.

Pada Tugas Akhir ini digunakan metode ekstraksi ciri *Principal Component Analysis (PCA)* untuk mendapatkan *feature vector* dari citra alat diagnostik kesehatan dengan format .jpg. Kemudian hasil *feature vector* tersebut diklasifikasikan dengan *Support Vector Machine (SVM)* sehingga akan dihasilkan 3 klasifikasi yaitu tulang punggung manusia normal, kelainan dekstrokoliosis dan kelainan levoskoliosis.

Variabel pengujian yang diteliti variabel pada *preprocessing*, input bermacam-macam nilai PC pada PCA, nilai *c* pada proses pelatihan SVM dan terakhir ialah pengujian pada berbagai macam jumlah data uji dan data latih. Secara keseluruhan, dengan menggunakan metode PCA dan SVM pada deteksi kelainan tulang skoliosis, berhasil diperoleh akurasi tertinggi sebesar 91.87%.

Kata kunci: citra medis, skoliosis, dekstrokoliosis, levoskoliosis, PCA, SVM.

Abstract

Scoliosis is a disorder of the spine so that the spine curves to the left or right side. Usually this scoliosis is detected when the patient performs an X-ray examination or other medical device during MCU, an accident occurs, and when the spine feels uncomfortable or different. This Final Project aims to build a system capable of detecting spinal abnormalities in humans, so that the system can automatically sort out scoliosis in Rontgen according to the direction of the spine and doctors only determine the degree. The construction of this system is expected to help the process of sorting data quickly and accurately, thereby reducing the examination time X-ray results.

In this Final Project, has been used Principal Component Analysis (PCA) feature extraction method to get the feature vector from image of health diagnostic tool with .jpg format. Then the results of the vector feature classified with the SVM so that it produced 3 classifications of normal human backbone, dextrocoliosis and levoscoliosis.

The testing variables studied is the variable on preprocessing, input of various values of PC in PCA, number of c in the SVM training process and the last one is testing on various amount of testing data and training data. Overall, using the PCA and SVM method in detecting scoliosis bone abnormalities, the highest accuracy was obtained at 91.87%.

Keyword: medical image, scoliosis, dextrocoliosis, levoscoliosis, PCA, SVM.

1. PENDAHULUAN

Skoliosis adalah kelainan tulang belakang akibat tulang punggung membengkok ke kiri/kanan [1] sehingga tulang punggung membentuk huruf 'S'. Jenis kelainan skoliosis yang paling umum ditemui adalah dekstrokoliosis dan levoskoliosis. Dekstrokoliosis adalah kelainan tulang belakang yang melengkung ke arah kanan [2] dan levoskoliosis yaitu tulang belakang yang melengkung ke arah kiri [3]. Dengan mengolah citra yang dihasilkan oleh alat-alat diagnosis, dapat dikembangkan metode pendeteksi kelainan tulang punggung yang mampu mengklasifikasikan jenis-jenis kelainan tersebut.

Penelitian terkait kelainan tulang belakang dengan menggunakan citra medis yang pernah dilakukan sebelumnya umumnya hanya menentukan derajat kelengkungan [4], mengidentifikasi tipe kemiringan pada kelainan skoliosis [5], dan mendeteksi bentuk segmen-segmen pada tulang belakang dari hasil CT-Scan [6]. Tujuan penelitian ini ialah mengimplementasikan gabungan

metoda dan metode klasifikasi SVM sehingga dapat dihasilkan akurasi yang baik dan nantinya berguna untuk penelitian berikutnya. Perlu diperhatikan bahwa karena citra input adalah citra medis yang beraras keabuan, maka dalam proses *preprocessing* harus sebaik mungkin karena menurut [6] dibutuhkan pengenalan ciri yang sangat baik. Agar akurasi sistem mencapai hasil terbaik.

2. DASAR TEORI

2.1 Skoliosis

Skoliosis adalah kelainan pada tulang belakang yang mengalami kelengkungan abnormal ke arah samping (kiri/kanan). Kelengkungan ini umumnya terjadi pada segmen leher, dada, dan pinggang. Penyebab skoliosis antara lain ialah karena bawaan (kongenital) dan kelumpuhan otot yang timbul akibat inveksi polio, distrofi otot dan penyakit lainnya. Gejala yang ditunjukkan adalah punggung melengkung secara abnormal, bahu kiri dan kanan memiliki tinggi yang tidak seimbang, sering nyeri punggung terutama setelah berdiri/duduk terlalu lama serta gangguan pernafasan (jika skoliosis mencapai kelengkungan 60°) [8]. Dua tipe umum pada skoliosis adalah dekstroskoliosis (skoliosis miring sisi kanan) dan levoskoliosis (miring sisi kiri).

2.2 Preprocessing Citra

Preprocessing bertujuan untuk mendapatkan karakteristik dari citra. Pada proses ini diharapkan diperoleh citra yang baik sehingga citra siap untuk diproses selanjutnya. Pada tahap ini, dilakukan proses *cropping*, pengontrasan citra aras keabuan dengan ekualisasi histogram, filter median, proses morfologi dan resize. Input dari subsistem ini adalah citra RGB hasil *Rontgen* dengan ukuran 820x1224 format JPEG (*.jpg).

2.3 Ekstraksi Ciri

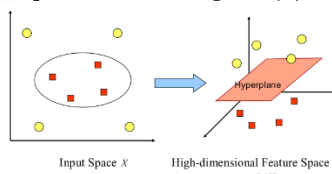
Metode yang digunakan adalah PCA, teknik linear klasik untuk pereduksian dimensi data. Basis optimal PCA merepresentasikan suatu vektor citra yang diberikan oleh ruang eigen yang dibentuk dari nilai-nilai eigen yang tidak nol (*nonzero eigen values*) dari matriks kovarian seluruh citra tersebut. Sehingga dapat dilakukan reduksi dimensi dengan transformasi linier dari suatu ruang ruang berdimensi tinggi ke dimensi yang lebih rendah dengan memproyeksikan ruang asal $\mathcal{R}^n$ ke dalam ruang baru $\mathcal{R}^m$ yang berdimensi lebih rendah, yang sebanyak mungkin tetap memuat kandungan informasi asal yang tidak hilang setelah dibawa ke dimensi fitur yang lebih kecil. Reduksi fitur yang signifikan dari n buah menjadi m buah tentu akan meringankan komputasi[12].

2.4 Klasifikasi

Support Vector Machine adalah salah satu metode klasifikasi ciri yang bertujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada input *space*. Prinsip dasarnya adalah *linier classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah *non-linear* dengan memasukkan *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi.

2.4.1 Kernel Trick dan Non-Linear Classification SVM

Untuk mengatasi masalah dalam domain dunia nyata yang jarang bersifat *linear separable*, SVM dimodifikasi dengan fungsi *kernel*. Prinsipnya, pertama data $\vec{x}$ dipetakan oleh fungsi $\Phi(\vec{x})$ ke ruang vektor yang dimensinya lebih tinggi.



Gambar 1. Pemetaan Pada Non-Linear Classification

Notasi matematis dari gambar 1 adalah [14]

$$\Phi: \mathcal{R}^d \rightarrow \mathcal{R}^d \quad d < q \quad (1)$$

Pemetaan dilakukan untuk menjaga topologi data, bila dua data berjarak dekat pada *input space*, maka akan berjarak dekat juga dengan *feature space* dan berlaku juga sebaliknya. Kemudian proses pembelajaran pada SVM dapat menemukan titik-titik *support vector* berdasarkan *dot product* dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang baru yang dimensinya lebih tinggi yaitu $\Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}_j)$. Untuk mempermudah perhitungan, *dot product* tersebut diganti dengan fungsi kernel $K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$, yang dirumuskan [14] dengan

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}_j) \quad (2)$$

Dari hasil klasifikasi dari data $\vec{x}$ diperoleh [14] persamaan :

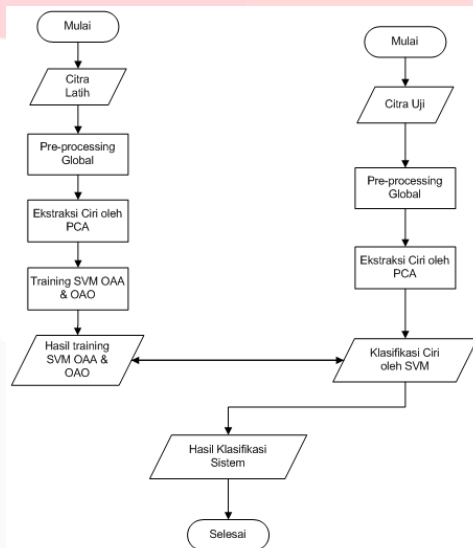
$$\begin{aligned}
 f(\Phi(\vec{x})) &= \vec{w} \cdot \Phi(\vec{x}) + b \\
 &= \sum_{i=1, x_i \in SV}^n \alpha_i y_i \Phi(\vec{x}) \cdot \Phi(\vec{x}_i) + b \\
 &= \sum_{i=1, x_i \in SV}^n \alpha_i y_i K(\vec{x}, \vec{x}_i) + b
 \end{aligned}
 \quad (3)$$

SV pada persamaan (3) dimaksudkan dengan subset dari *training set* yang terpilih sebagai *support vector* atau dengan kata lain data $\vec{x}_i$ yang berkorespondensi pada $\alpha_i \geq 0$.

3. PERANCANGAN DAN SIMULASI

3.1 Flowchart Sistem

Berikut adalah *flowchart* sistem yang dibangun. Sistem terdiri dari 2 bagian utama yaitu bagian pembelajaran dan bagian pengujian.



Gambar 2. Flowchart Sistem

3.2 Tahap Preprocessing

3.2.1 Cropping

Proses pemotongan citra, sehingga proses *preprocessing* dapat berkonsentrasi pada area yang dituju. Pada tahap ini, hanya dilakukan *cropping* baris citra, dari 1224 menjadi 490. Sehingga ukuran citra dari 820x1224 menjadi 490x1224.

3.2.2 Resize

Resize dilakukan untuk menyamakan ukuran dimensi citra.

3.2.3 Grayscale

Citra yang mempunyai batas keabuan, hanya diperlukan nilai intensitas untuk tiap piksel sebagai nilai tunggal, sedangkan pada citra berwarna perlu tiga nilai intensitas untuk tiap pikselnya, sehingga citra beraras keabuan membutuhkan ruang memori dan waktu pengolahan yang lebih sedikit daripada citra berwarna (RGB).

3.2.4 Contrast

Citra *Rontgen* berwarna keabuan sehingga pada saat dilakukan operasi *grayscale* akan terlihat sama / tidak berubah, sehingga teknik pengontrasan dengan equalisasi histogram dipilih untuk memperbaiki ciri tulang belakang yang telah di *grayscale*.

3.2.5 Filter Median

Dilakukan untuk mengurangi pengaruh derau pada citra. Pada penapisan dengan filter median, aras keabuan citra pada setiap piksel digantikan dengan nilai median dari aras keabuan pada piksel yang terdapat pada jendela filter.

3.2.6 Morfologi

Merupakan proses segmentasi untuk membuang bagian citra yang tidak diperlukan, yaitu dilasi (penambahan pixel pada suatu objek, pada sistem ini operasi dilakukan untuk mempertebal garis tepi dari obyek).

3.2.7 Pengambilan Kolom Tengah

Pengambilan kolom tengah pada matriks hasil dari operasi dilasi bertujuan untuk memperkecil ukuran matriks dari tiap citra latih, agar saat diolah oleh PCA memiliki dimensi yang lebih kecil dan waktu komputasinya semakin cepat.

3.3 PCA

Berikut algoritma untuk mencari nilai PCA yang disesuaikan dengan [12] :

1. Sejumlah citra latih hasil pre-processing direpresentasikan dengan $I_1, I_2, I_3, \dots, I_n$, di mana n adalah jumlah citra data latih pada sistem.
2. Menghitung rata-rata vektor citra (Ψ) dengan persamaan :

$$\Psi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Gamma_i \quad (4)$$

Di mana Γ_i merepresentasikan tiap citra pada matriks data latih. Kurangi nilai rata-rata (Ψ) dari masing-masing vektor Γ_i untuk mendapat sekumpulan vektor Φ_i .

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (5)$$

Mengurangi nilai rata-rata Ψ dari masing-masing vektor Γ_i dan membuang informasi umum. Nilai vektor Γ_1 sampai Γ_n dikurangi nilai rata-rata vektor Ψ menghasilkan nilai vektor Φ_i .

3. Cari nilai matriks kovarian C dengan rumus :

$$C = AA^T \quad (6)$$

Di mana $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n]$

Matriks kovarian dibuat dengan meletakkan satu vektor citra yang telah dimodifikasi dan diambil dari masing-masing 1 kolom.

4. Menentukan M eigenvector terbaik dari matriks kovarian dengan menggunakan relasi :

$$u = \Psi V \quad (7)$$

u diperoleh dari formula $[V \ \Psi] = \text{eig}(C)$ pada syntax Matlab.

5. Melakukan pemilihan K eigenvector terbaik. Sebelum melakukan perhitungan bobot, Φ_i direpresentasikan dengan kombinasi linear dari eigenvector u_i sebagai berikut :

$$\Phi_i = \sum_{j=1}^K w_j u_j \quad (8)$$

u_j adalah PCA. Sehingga nilai bobot dihitung dengan rumus :

$$w_j = (u_j)^T \Phi_i \quad (9)$$

Hasil akhirnya, vektor fitur (bobot vektor) diketahui, tahap selanjutnya adalah tahap SVM.

3.4 Hasil Pengujian

3.4.1 Pengujian Pengaruh Resize

Resize adalah mengubah ukuran citra agar seluruh citra tetap memiliki ukuran yang sama saat melewati proses *preprocessing*. Pengujian dilakukan di Matlab 2015a.

Tabel 1. Hasil Pengujian Resize

Threshold	AKURASI (%)		WAKTU TOTAL (Detik)	
	OAA	OA	OAA	OA
230	62.16%	54.05%	3.562	3.855
235	64.86%	51.35%	3.508	3.903
240	72.97%	81.08%	3.573	3.771
245	78.37%	91.89%	3.453	3.855
Rata-rata	69.59%	69.59%	3.524	3.846



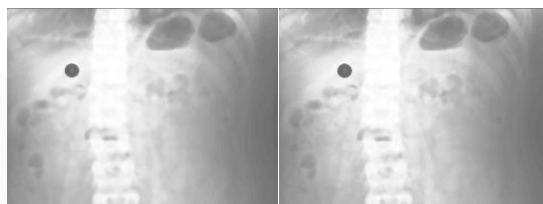
Gambar 3. Hasil Resize

3.4.2 Pengujian Pengaruh Window Median Filter

Filter median digunakan untuk mengurangi pengaruh *noise* pada citra RGB sebelum diproses menjadi citra *grayscale*. Pada pengujian ini juga terlihat bahwa setelah pengujian *median filter* 5x5, waktu komputasi semakin meningkat seiring dengan meningkatnya *window median filter*.

Tabel 2. Hasil Pengujian Window Median Filter

KOEFSISIEN MEDIAN FILTER	AKURASI (%)		WAKTU TOTAL (Detik)	
	OAA	OAQ	OAA	OAQ
3	75.67%	83.78%	3.511	3.790
5	75.67%	86.59%	2.751	3.124
7	78.37%	91.89%	3.594	3.852
9	78.37%	83.78%	3.540	3.980
11	81.08%	83.78%	3.752	4.167
13	83.78%	89.18%	3.964	4.386
15	72.97%	86.48%	3.978	4.505
17	78.37%	86.48%	4.352	4.696
Rata-rata	78.03%	87.49%	3.680	4.062



(a)

(b)

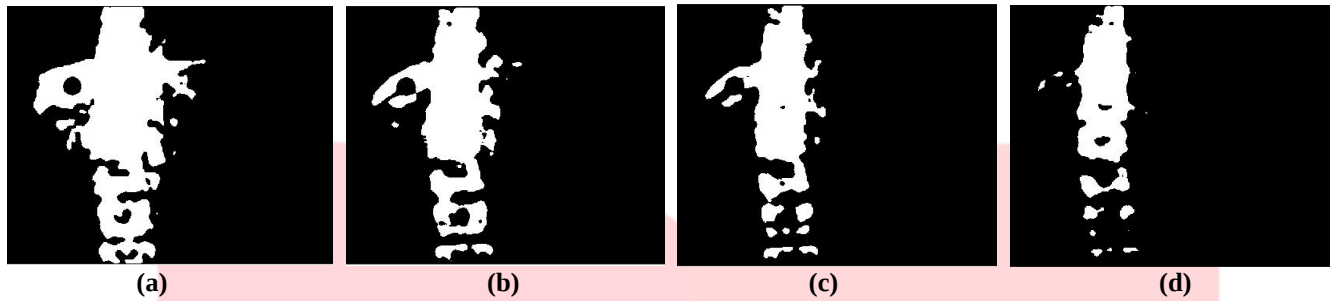
Gambar 4. Hasil Median Filter pada window 7x7(a) dan 5x5(b)

3.4.3 Pengujian Pengaruh Threshold

Setelah dilakukan proses pengurangan noise dengan median filter, selanjutnya citra akan diubah menjadi citra BW (*black and white*) dengan menggunakan thresholding. Pada proses BW thresholding harus dicari threshold yang paling baik agar dapat merubah citra menjadi BW namun tetap mengandung informasi mengenai bentukan tulang belakang.

Tabel 3. Hasil Pengujian Threshold

Threshold	AKURASI (%)		WAKTU TOTAL (Detik)	
	OAA	OAQ	OAA	OAQ
230	62.16%	54.05%	3.562	3.855
235	64.86%	51.35%	3.508	3.903
240	72.97%	81.08%	3.573	3.771
245	78.37%	91.89%	3.453	3.855
Rata-rata	69.59%	69.59%	3.524	3.846



Gambar 5. Hasil Threshold Pada 230 (a), 235 (b), 240 (c), 245 (d)

3.4.4 Pengujian Nilai PC pada PCA

Setelah ditemukan variabel terbaik pada proses *preprocessing* berikutnya proses berikutnya adalah ekstraksi ciri dengan PCA. Pada ekstraksi ciri ini, dipilih beberapa nilai PCA yaitu PC1, PC10, PC30, PC40, PC50, dan PC59. PC (*Principal components*) ini mempengaruhi ukuran dimensi matriks baru yang akan disusun oleh PCA.

Tabel 4. Hasil Pengujian Nilai PC

PC	AKURASI(%)		TOTAL WAKTU (Detik)	
	OAA	OAo	OAA	OAo
1	45.94%	45.94%	3.501	3.660
10	75.67%	78.37%	3.302	3.649
20	72.97%	89.18%	3.297	3.634
30	78.37%	91.89%	3.453	3.855
40	78.37%	91.89%	3.348	3.665
50	78.37%	91.89%	3.718	3.664
59	78.37%	91.89%	3.485	3.855
Rata-rata	72.58%	79.78%	3.443	3.681

3.4.5 Pengujian Pengaruh Nilai C pada SVM

Berikutnya dilakukan pengujian nilai c pada proses klasifikasi terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi. C sendiri adalah batas atas nilai α yang berfungsi untuk mengontrol *error* klasifikasi.

Tabel 4. Hasil Pengujian Nilai C

Nilai C	AKURASI (%)		WAKTU TOTAL (Detik)	
	OAA	OAo	OAA	OAo
1000	70.27%	83.78%	4.015	4.456
2000	70.27%	89.18%	3.921	4.508
3000	72.97%	91.89%	4.127	4.515
4000	72.97%	86.48%	4.118	4.413
5000	78.37%	89.18%	4.083	4.792
6000	78.37%	91.89%	4.142	4.429
7000	78.37%	91.89%	3.987	4.411
8000	78.37%	91.89%	4.040	4.450
9000	78.37%	91.89%	4.068	4.471
10000	78.37%	91.89%	4.208	4.407
Rata-rata	75.67%	89.99%	4.070	4.485

3.4.6 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Latih dan Data Uji

Tabel 5. Hasil Pengujian Jumlah Data Latih dan Uji

Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji	AKURASI (%)		WAKTU TOTAL (Detik)	
		OAA	OA	OAA	OA
34	62	69.35%	72.58%	7.102	7.175
39	57	70.17%	71.92%	6.848	6.525
44	52	78.84%	73.07%	6.208	6.092
49	47	76.59%	82.97%	5.758	6.461
52	44	81.81%	87.02%	5.531	5.633
54	42	79.54%	85.71%	4.716	5.313
57	39	76.92%	87.17%	4.586	4.530
59	37	78.37%	91.89%	3.820	4.382
Rata-rata		80.51%	82.51%	9.416	9.120

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil pengujian yang dilakukan pada sistem deteksi kelainan tulang belakang manusia berdasarkan citra *rontgen* menggunakan PCA dan SVM, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode PCA dan SVM dapat dikatakan cukup baik untuk metode ekstraksi ciri dan klasifikasi dengan tingkat akurasi paling tinggi 91.87%.
2. Jumlah data latih yang digunakan pada proses latih dengan metode SVM juga mempengaruhi terhadap tingkat akurasi keberhasilan pengenalan data uji. Jumlah data latih terbaik yang mampu memberikan akurasi tertinggi pada pengenalan data uji adalah 59 buah data latih.
3. Dari hasil pengujian didapatkan nilai parameter yang paling baik, yaitu: Median Filter 7x7, BW threshold 245, nilai $c=7000$ dan ukuran resize 500x650.
4. Dilihat dari rata-rata tingkat akurasi setiap pengujian, metode SVM OAO memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik daripada metode SVM OAA.
5. Metode SVM OAO memberikan waktu komputasi yang lebih lama daripada metode SVM OAA, yang dapat dilihat dari rata-rata dari waktu komputasi dari tiap pengujian.

Saran yang dapat diberikan penulis untuk perkembangan Tugas Akhir ini antara lain :

1. Penggunaan jumlah data uji yang lebih banyak dari data latih dengan perbandingan yang sesuai serta dapat menghasilkan akurasi yang besar / meningkat dari hasil akurasi pada Tugas Akhir ini.
2. Penambahan pada proses *preprocessing* sehingga dapat dihasilkan hasil *preprocessing* yang lebih baik, yang mampu meningkatkan akurasi pengenalan sistem.
3. Penambahan penggunaan metode lain pada proses klasifikasi sehingga di akhir dapat dibandingkan hasil akhirnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Erwiandika, "Perbedaan X-Ray(Rontgen); CT-Scan dan MRI," 2015. [Online]. Available: <http://1health.id/id/article/detail/perbedaan-x-ray-ct-scan-dan-mri-1015.html>. [Accessed: 14-Oct-2016].
- [2] P. Kerkar, "Dextroscoliosis: Symptoms, Causes, Treatment, Exercises," *December 19*, 2016. [Online]. Available: <https://www.epainassist.com/bones/dextroscoliosis>. [Accessed: 23-Mar-2017].
- [3] P. Kerkar, "Levoscoliosis: Treatment, Braces, Physical Therapy, Surgery, Exercises," *October 24*, 2016. [Online]. Available: <https://www.epainassist.com/bones/levoscoliosis>. [Accessed: 23-Mar-2017].
- [4] P. F. Azhari, "Simulai dan Analisis Perhitungan Derajat Kelengkungan Tulang Punggung pada Manusia Menggunakan Metode Transformasi Counturlet dan K-Nearest Neighbor," 2013.
- [5] L. Duong, F. Cheriet, and H. Labelle, "Automatic Classification of Spinal Deformities Using Support Vector Machines," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 5, pp. 1143–1151, 2010.
- [6] J. Patrick, M. G. Indu, M. Hills, and P. O. Karuvelil, "A Semi-Automated Technique for Vertebrae Detection and Segmentation from CT Images of Spine," no. July, pp. 44–49, 2016.
- [7] Wikipedia, "Tulang Punggung," 2015. [Online]. Available: https://id.wikipedia.org/wiki/Tulang_punggung. [Accessed: 23-Mar-2017].

- 14-Oct-2016].
- [8] T. Yuono, "Kelainan Tulang Belakang, penyebab, gejala dan pengobannya," 2016. [Online]. Available: <http://www.ebiologi.com/2016/02/kelainan-tulang-belakang.html>. [Accessed: 16-Oct-2016].
 - [9] U. Scoliosis, "The Facts About Scoliosis," no. 214.
 - [10] I. Hestiningsih, "Pengolahan Citra," 2013, pp. 1–44.
 - [11] A. A. Gasong, "Deteksi Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI dengan Menggunakan Metode ICA dan SVM," Telkom University, 2011.
 - [12] M. Suriakin, "EKSTRAKSI CIRI WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN ALGORITMA PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA) UNTUK SISTEM," vol. 1, no. 1, pp. 16–23, 2014.
 - [13] E. F. SETIAWAN, "PERANCANGAN DAN REALISASI SISTEM DETEKSI KEASLIAN UANG KERTAS RUPIAH BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN METODE PCA DAN SVM," Telkom University, 2012.
 - [14] D. H. Anto Satriyo Nugroho, Arief Budi Witarto, "Support vector machine," *Mach. Learn.*, pp. 1303–1308, 200AD.
 - [15] K. Sembiring, "Support Vector Machine," *Training*, no. September, pp. 1–28, 2007.
 - [16] N. A. Rizanti, A. H. Setyaningrum, M. Si, and C. Iris, "Colon Detection Using Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM)," pp. 1–6.
- 