

SEGMENTASI DENTIN MENGGUNAKAN METODE U-NET DEEP LEARNING

(Dentine Segmentation Using the U-NET Deep Learning Method)

AHMAD WAKHID HASIM, SLAMET RIYADI, CAHYA DAMARJATI

ABSTRACT

Menjaga kesehatan gigi sangatlah penting karena gigi merupakan hal yang riskan terdampak buruk bakteri. Karena gigi yang tidak sehat akan berakibat pada gigi berlubang. Kesehatan mulut dan gigi merupakan satu masalah yang sering terjadi setiap tahunnya. Permasalahan pada mulut yang sering terjadi adalah karies gigi atau gigi berlubang.

U-net adalah solusi pembelajaran dalam generik untuk tugas-tugas kuantifikasi yang sering terjadi seperti pendeteksian selaput dan perincian penataan dalam pengaturan gambar. Unet memungkinkan segmentasi tanpa batas dari gambar besar yang berubah-ubah oleh strategi *anoverlap-tile*. Metode u-net *deep learning* mencapai hasil yang cukup baik dalam segmentasi citra medis. Metode u-net sangat berpotensi untuk mengatasi masalah dalam segmentasi citra gigi khususnya pada bagian dentin. Hal tersebut sangat membantu proses pengamatan pada dentin dengan cepat dan meminimalisir kesalahan karena pengamatan yang secara manual yang bersifat subjektif antar dokter, dan dapat menghasilkan keputusan bernilai kuantitatif.

Metode u-net *deep learning* mencapai hasil yang cukup baik dalam segmentasi citra medis. *Step per epoch* yang diatur dalam pelatihan adalah 2000, 2500, dan 3000. Pengujian merupakan proses yang menghasilkan *output* prediksi *mask* dentin. Penentuan hasil dibagi menjadi tiga kategori yaitu sepadan, cukup, dan kurang. Untuk hasil sepadan yang masih kosong dikarenakan masih perlu untuk kembali pelatihan data dengan pengaturan parameter diatas 3000.

Keywords: *deep learning*, u-net *deep learning*, segmentasi citra

1. PENDAHULUAN

Menjaga kesehatan gigi sangatlah penting karena gigi merupakan hal yang riskan terdampak buruk bakteri. Karena gigi yang tidak sehat akan berakibat pada gigi berlubang [1]. Karena hal itu, penting untuk melakukan pemeriksaan. Melalui pemeriksaan bisa diketahui mengenai bagian-bagian gigi yang bermasalah [2]. Bagian gigi pada umumnya yang sering mendapat masalah adalah enamel, pulpa, dan dentin. Pulpa gigi merupakan bagian yang dapat menunjukkan tekanan cairan jaringan interstitial normal yang relatif tinggi [3]. Namun, selain gigi berlubang ada hal lain yang menjadi penyebab terjadinya kelainan pada bagian pulpa gigi. Hal tersebut adalah trauma, panas, dan bahan kimia [4].

Sedangkan, dentin berada di bawah enamel gigi, enamel gigi merupakan bagian gigi yang awal atau berada di mahkota gigi. Dentin sendiri merupakan permasalahan yang sering terjadi pada seseorang [5].

Pemeriksaan mengenai kesehatan gigi bisa dilakukan dengan metode radiografi. Radiografi dapat memberikan informasi diagnostik yang sangat berguna, dan mampu melihat kelainan-kelainan pada gigi secara mendalam. Namun untuk menganalisa lebih dalam dokter masih melakukannya secara manual yaitu dengan kasar mata [6]. Peranan radiografi di dunia kedokteran sangat penting. Terbentuknya gambar pada film radiografi berawal dengan tahap pembangkitan (*developer*), yaitu perubahan butiran perak halida dalam lapisan emulsi film setelah

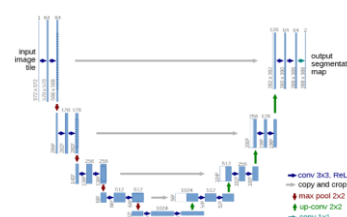
diradiasi dengan sinar-x menjadi logam perak. Teknik pembuatan film radiografi dikelompokkan menjadi dua yaitu otomatis dan manual. Proses film manual adalah proses pencucian yang dilakukan manual oleh operator. Sedangkan otomatis proses pencucian film yang dilakukan otomatis oleh mesin [7]. Radiografi citra digital pada umumnya memperhatikan tiga aspek, yaitu resolusi spasial, noise, signal ratio noise (SRN) [8]. Karena pengamatan yang secara manual terdapat beberapa kekurangan seperti sulitnya mendiagnostik masalah gigi, menimbulkan keputusan diagnostik yang subjektif antar dokter, dan pengamatan yang secara manual tidak dapat menghasilkan keputusan bernilai kuantitatif.

Segmentasi citra tidak dapat dilakukan tanpa adanya sebuah ilmu komputer atau Computer Vision. Computer Vision sering didefinisikan sebagai salah satu cabang ilmu pengetahuan yang mempelajari bagaimana sebuah komputer dapat dilatih untuk berpikir seperti otak manusia dan melakukan pendeteksian atau mengenali sebuah objek yang sedang diamati [9]. Deep Learning adalah sebuah proses pembelajaran mesin yang menggunakan metode jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tersebut adalah untuk meniru otak manusia. Sifat arsitektur dari deep learning yang dalam dan bagus dalam memberikan pembelajaran memungkinkan untuk penyelesaian masalah mengenai AI (Artificial Intelligence) [10]. Deep learning memungkinkan model komputasi yang terdiri dari beberapa layer pemrosesan untuk mempelajari representasi data dengan berbagai tingkat abstraksi [11]. Deep learning mengacu pada class yang cukup luas dari teknik dan arsitektur mesin learning, dengan ciri menggunakan banyak layer pemrosesan informasi non-linier yang bersifat hierarki [12]. Berhubungan dengan AI (Artificial Intelligence) Secara khusus, ada empat utama dalam model AI yang dapat dijelaskan: (1) mengapa – pertanyaan itu kontras; (2) penjelasan dipilih (dengan cara yang bias); (3) penjelasan bersifat sosial; dan (4) probabilitas tidak penting hubungan sebab akibat. AI bekerja erat dengan peneliti dari filsafat, psikologi, ilmu kognitif, dan interaksi manusia-komputer [13].

CNN (Convolutional Neural Network) merupakan metode yang paling umum dilakukan dalam pengimplementasian deep learning. CNN adalah sebuah jaringan saraf tiruan, yang kerjanya seperti otak manusia. Sebuah jaringan saraf tiruan dirancang untuk dapat memproses citra 2 dimensi. CNN sendiri adalah sebuah arsitektur jaringan saraf yang terinspirasi dari bidang biologi [14]. Selain metode CNN ada beberapa metode yang dipakai dalam segmentasi citra seperti FCN (Fully Convolutional Network), CRNs (Convolutional Residual Networks), RNNs (Recurrent Neural Networks), dan U-Net [15]. Metode Fully Convolutional Network (FCN) yang memungkinkan jaringan untuk memiliki prediksi pixel-wise. Kemudian, metode Convolutional Residual Networks (CRNs) yang memperkenalkan residual network yang awalnya dikembangkan untuk segmentasi gambar alami pada gambar 2D. Dalam model ini, alih-alih secara berurutan memberi feeding stack layers dengan peta fitur, desain ini membantu jaringan untuk menikmati akurasi yang didapat dari desain yang lebih dalam. Metode lainnya adalah Recurrent Neural Networks (RNNs) yang diberdayakan dengan koneksi berulang yang memungkinkan jaringan untuk menghafal bentuk pola terakhir input. Dan metode U-Net yang salah satu struktur paling terkenal untuk citra medis segmentasi [16].

Dari beberapa metode yang sudah dijelaskan proses segmentasi dapat menggunakan metode u-net. U-net adalah solusi pembelajaran dalam generik untuk tugas-tugas kuantifikasi yang sering terjadi seperti pendeteksian selaput dan perincian penataan dalam pengaturan gambar. U-net dioptimalkan untuk kegunaan dalam ilmu kehidupan. Integrasi perangkat lunak dalam image dan tutorial langkah demi langkah membuat deep learning dengan metode U-net tersedia bagi para ilmuwan tanpa latar belakang komputer [17].

2. BRIEF HISTORY OF U-NET



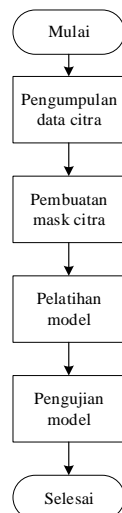
Picture 2. 1 Arsitektur U-Net

Arsitektur u-net di bagian upsampling memiliki sejumlah angka besar dari fitur channels yang memungkinkan jaringan untuk menyebarkan informasi konteks ke resolusi layer yang lebih tinggi. Bagian jalur ekspansif yang lebih atau kurang simetris dengan jalur contract dan menghasilkan jalur berbentuk u. Setiap kotak biru sesuai dengan peta fitur multi-saluran. Jumlah saluran dilambangkan diatas kotak. Ukuran x-y disediakan di tepi kiri bawah. Kotak putih mewakili peta fitur yang disalin. Tanda panah menunjukkan perasi yang berbeda [18].

U-net adalah solusi pembelajaran dalam generik untuk tugas-tugas kuantifikasi yang sering terjadi seperti pendeteksian selaput dan perincian. Integrasi perangkat lunak dalam imageJ dan tutorial langkah demi langkah membuat deep learning tersedia bagi para ilmuwan tanpa latar belakang komputer [17].

Segmentasi citra menggunakan metode U-net memiliki kemampuan yang bagus dibandingkan arsitektur lainnya. U-net dapat melakukan segmentasi lebih akurat. Metode segmentasi U-Net merupakan proses segmentasi yang belum banyak digunakan. Oleh karena itu, U-Net merupakan jenis arsitektur yang masih tergolong baru dalam dunia deep learning [19].

3. METODE PENELITIAN



Picture 3. 1 Research Flow Diagram

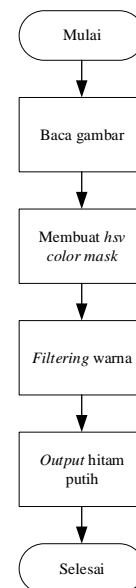
Langkah dari penelitian ini ditunjukkan pada Picture 3.1. Berikut adalah penjelasan mengenai tahapan penelitian ini:

3.1 Pengumpulan Data

Citra yang diperlukan dalam penelitian ini berupa citra rontgen dari pasien di Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Muhammadiyah Yogyakarta yang telah mendapat persetujuan etik. Citra yang didapat selanjutnya akan digunakan untuk segmentasi citra gigi yang dimana hanya berfokus pada segmentasi citra dentin.

3.2 Pembuatan Mask Citra

Pembuatan mask citra dilakukan dengan aplikasi edit foto seperti Adobe Photoshop. Pembuatan mask citra disini adalah membuat topeng daerah dentin tersebut, disini ditandai dengan warna kuning. Pembuatan mask citra daerah dentin ini dilakukan oleh dokter gigi yang sudah ahli di bidangnya. Tahap pembuatan mask ditunjukkan pada Picture 3.2.

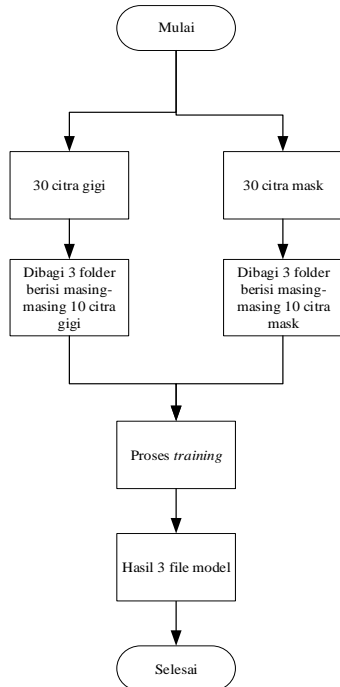


Picture 3. 2 Masking Flow

3.3 Pelatihan Model

Pada tahap pelatihan, data citra yang dilatih berjumlah 30 citra gigi dan citra mask yang sama jumlahnya dengan citra gigi. Dalam proses pelatihan, citra dan mask akan di masukkan ke dalam folder image dan folder label. Pelatihan model dilakukan dengan 30 citra gigi dan mask yang di kelompokkan menjadi tiga folder yang berisi masing-masing folder 10 citra gigi dan mask. Tiga folder tersebut selanjutnya digunakan untuk pelatihan sehingga akan menghasilkan model pembelajaran sebanyak tiga file. Karena

convolution tidak murni, gambar output lebih kecil dari input dengan lebar batas konstan untuk meminimalkan overhead dan menggunakan memori GPU secara maksimal. Tahapan pelatihan ditunjukkan pada Picture 3.3.

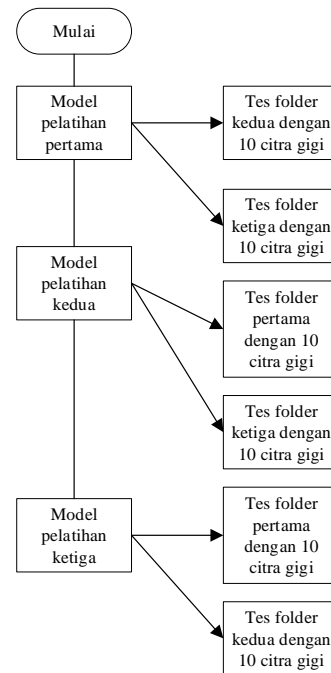


Picture 3. 3 Training Flow

Ada parameter yang dirubah pada penelitian ini seperti steps per epoch. Step per epoch parameter yang diujikan pada penelitian ini dimulai dari 2000, 2500, dan 3000.

3.4 Pengujian Model

Tahap pengujian merupakan proses yang mengasilkan output prediksi mask dentin dari foto tes. Output prediksi ini merupakan hasil dari tahap pelatihan. Pada tahap pengujian ini terdapat 30 citra gigi yang dibagi kedalam tiga folder. Tahap pengujian ditunjukkan pada Picture 3.4..

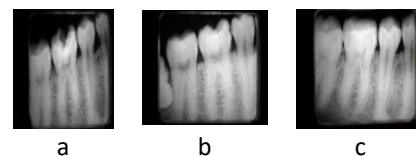


Picture 3. 4 Testing Flow

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

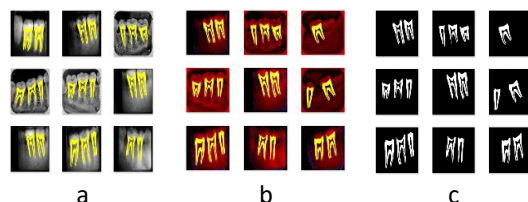
Data citra yang diperoleh lalu dilakukan pemilihan citra-citra yang akan dipakai sebagai bahan penelitian. Tidak semua data citra indikasi, k1, dan k2 dipakai dikarenakan ada beberapa citra yang mempunyai dimensi yang lebih besar dari lainnya. Dari hasil pengumpulan data citra gigi pasien yang melakukan perawatan sangat bermacam-macam jenis gigi dan ada beberapa citra yang sulit untuk dikenali bentuk dentinnya. Sampel foto rontgen sudah di standarisasi dari pihak rumah sakit. Dapat dilihat pada Picture 4.1 adalah hasil data yang sudah diambil.



Picture 4. 1 (a) Citra indikasi (b) Citra K1 (kontrol satu) (c) Citra K2 (kontrol dua)

4.2 Hasil Pembuatan Mask Citra

Pembuatan mask citra dilakukan dengan menggunakan aplikasi edit foto seperti Adobe Photoshop. Mask citra dentin di buat dengan area yang berwarna kuning. Mask citra tersebut berasal dari citra gigi yang telah di pilih. Citra mask disimpan kemudian akan diubah menjadi gambar hitam putih. Sebelum menjadi gambar hitam putih, citra diubah ke hsv color terlebih dahulu untuk mem-filter area yang berwarna kuning. Tahap output hitam putih merupakan tahap akhir dari filtering warna dan akan menghasilkan gambar yang berwarna kuning menjadi putih dan selain warna kuning menjadi hitam. Citra ini yang akan digunakan untuk proses pelatihan. Hasil semua citra mask dapat dilihat pada Picture 4.2.



Picture 4. 2 (a) Hasil Mask Dentin, (b) Hasil hsvs Color, (c) Hasil Mask Hitam Putih

4.3 Hasil Pelatihan Model

Pelatihan model dalam penelitian ini dilakukan untuk melatih unet deep learning agar dapat memprediksi citra dentin saat proses pengujian. Pelatihan dilakukan sebanyak tiga kali. Sebelum proses pelatihan, 30 citra gigi dan 30 citra mask dibagi ke dalam tiga folder yang masing-masing berisi sepuluh citra gigi dan sepuluh citra mask. Kemudian tiga folder tersebut di pelatihan bersama dengan pengaturan parameter step per epoch 2000, 2500, dan 3000. Pada saat pelatihan akan ada hasil kurasi dan loss ini digunakan untuk evaluasi algoritma pembelajaran mesin learning. Akurasi merupakan ukuran model menghasilkan output yang benar dengan yang di pelatihan. Loss adalah ukuran tingkat kesalahan model dalam menghasilkan output yang salah. Ukuran tingkat loss sebagai kerugian yang diharapkan bernilai 0 – 1. Loss 0 jika itu diklasifikasi dengan benar dan 1 jika tidak [20].

Hasil analisis dari pelatihan model pada folder satu, dua, dan tiga dilihat pada Tabel 4. 1, Tabel 4. 2, dan Tabel 4. 3. Ketiga tabel tersebut adalah ringkasan dari setiap pelatihan model.

Tabel 4. 1 Kesimpulan hasil pelatihan 2000

Pelatihan Folder	Loss	Akurasi
1	0,1328	0,9611
2	0,1298	0,9560
3	0,0659	0,9701

Tabel 4. 2 Kesimpulan hasil pelatihan 2500

Pelatihan Folder	Loss	Akurasi
1	0,1370	0,9586
2	0,1304	0,9559
3	0,1250	0,9615

Tabel 4. 3 Kesimpulan hasil pelatihan 3000

Pelatihan Folder	Loss	Akurasi
1	0,1488	0,9505
2	0,0960	0,9550
3	0,0859	0,9618

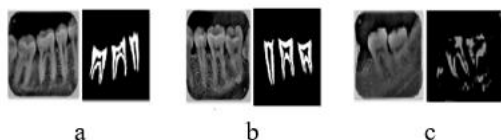
Dari ketiga tabel diatas, disimpulkan bahwa step per epoch 3000 memiliki nilai loss yang rendah dari step per epoch 2000 dan 2500. Hasil pelatihan ini berupa file model yang akan digunakan untuk pengujian model.

4.4 Hasil Pengujian Model

Pada tahap pengujian ini terdapat 30 citra gigi yang dibagi kedalam tiga folder. Pengujian dilakukan tiga kali dan hasil dari pengujian model berupa gambar prediksi mask dari gambar tes yang berada di dalam folder tersebut. Untuk penilaian hasil dibagi menjadi tiga kategori yaitu sepadan, cukup, dan kurang.

Kategori sepadan adalah penilaian hasil prediksi mask daerah dentin gigi tersebut jelas

membentuk daerah dentin. Kategori cukup adalah penilaian hasil prediksi mask yang hampir terlihat sama seperti kategori sepadan. Perbedaan antara kategori sepadan dan kategori cukup adalah daerah mask dentin yang terprediksi tepat dan mask dentin yang terprediksi kurang tepat tetapi sudah terlihat cukup untuk daerah dentin tersebut. Kategori kurang adalah penilaian hasil prediksi mask dentin tidak jelas bentuknya. Semua contoh kategori penilaian dapat dilihat pada Picture 4.3.



Picture 4. 3 (a) Kategori Sepadan,(b) Kategori Cukup,(c) Kategori Kurang

Analisis hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4. 4, Tabel 4. 5, dan Tabel 4. 6. Pengujian dilakukan dengan 20 citra gigi. 20 citra di masukkan ke dalam dua folder. Akurasi dalam tabel adalah akurasi dengan hasil cukup dan total rata-rata akurasi adalah rata-rata total hasil cukup. Dapat disimpulkan bahwa total akurasi rata-rata yang dihasilkan pada setiap epoch semakin baik. Hal tersebut dapat dilihat pada hasil rata-rata akurasi pada step epoch 2000, 2500, dan 3000. Untuk hasil sepadan yang masih kosong dikarenakan masih perlu untuk kembali pelatihan data dengan pengaturan parameter diatas 3000. Diharapkan untuk hasil kedepannya nilai yang kurang akan bisa menjadi nol.

Tabel 4. 4 Hasil pengujian step epoch 2000

Pelatihan	Folder	Kurang	Cukup	Sepadannya	Akurasi
1	Dua	5	5	0	50%
	Tiga	5	5	0	50%
2	Satu	4	6	0	60%
	Tiga	2	8	0	80%
3	Satu	8	2	0	20%
	Dua	5	5	0	50%
Rata-rata akurasi					52%

Tabel 4. 5 Hasil pengujian step epoch 2500

Pelatihan	Folder	Kurang	Cukup	Sepadannya	Akurasi
1	Dua	3	7	0	70%
	Tiga	5	5	0	50%
2	Satu	6	4	0	40%
	Tiga	1	9	0	90%
3	Satu	6	4	0	40%
	Dua	3	7	0	70%
Rata-rata akurasi					60%

Tabel 4. 6 Hasil pengujian step epoch 3000

Pelatihan	Folder	Kurang	Cukup	Sepadannya	Akurasi
1	Dua	4	6	0	60%
	Tiga	6	4	0	40%
2	Satu	4	6	0	60%
	Tiga	1	9	0	90%
3	Satu	6	4	0	40%
	Dua	3	7	0	70%
Rata-rata akurasi					60%

5. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan beberapa hal dari penelitian ini bahwa dalam pengolahan citra menggunakan metode unet deep learning untuk mendeteksi dentin yaitu:

1. Metode U-net deep learning dapat diimplementasikan pada citra gigi agar secara otomatis memprediksi mask area dentin.
2. Metode u-net deep learning mencapai hasil yang cukup baik dalam segmentasi citra medis.
3. Adanya kesalahan prediksi yang terjadi karena faktor pencahayaan pada saat pengambilan data yang mempengaruhi hasil prediksi.
4. Untuk hasil sepadan yang masih kosong dikarenakan masih perlu untuk kembali pelatihan data dengan pengaturan parameter diatas 3000.

6. SARAN

Saran untuk penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan penelitian ini, yaitu:

1. Menguji dengan data yang lebih banyak lagi. Serta merubah layer agar menghasilkan akurasi yang sesuai dengan yang diharapkan.
2. Dalam penelitian ini masih berbentuk hasil pelatihan u-net deep learning, akan lebih baik jika ada penelitian kedepannya bisa menjadikan penelitian ini kedalam bentuk aplikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. D. P. Santi, "Pentingnya Kesehatan Gigi dan Mulut dalam Menunjang Produktivitas Atlet," *Jurnal Media Ilmu Keolahragaan Indonesia*, pp. 14-16, 2015.
- [2] S. W. d. N. W. Culia Rahayu, "Hubungan antara Pengetahuan, Sikap, dan Perilaku terhadap Pemeliharaan Kebersihan Gigi dan Mulut dengan Status Kesehatan Periodontal Pra Lansia di Posbindu Kecamatan Indihiang Kota Tasikmalaya," *Hubungan antara Pengetahuan, Sikap, dan Perilaku terhadap Pemeliharaan Kebersihan Gigi dan Mulut dengan Status Kesehatan Periodontal Pra Lansia di Posbindu Kecamatan Indihiang Kota Tasikmalaya*, pp. 27-32, 2014.
- [3] I. A. Mjör, "Dentin permeability: the basis for understanding pulp reactions and adhesive technology," *Brazilian Dental Journal*, 2009.
- [4] N. L. d. K. d. M. Usman, "Distribusi Penyakit Pulpa Berdasarkan Etiologi dan Klasifikasi di RSKGM Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Indonesia Tahun 2009-2013," *Distribusi Penyakit Pulpa*, pp. 1-16, 2014.
- [5] N. B. a. S. Garoushi, "Dentine Hypersensitivity: A Review," *Dentistry*, pp. 1-7, 2015.
- [6] K. P. d. A. Marvrits, "GAMBARAN PENGGUNAAN RADIOGRAFI GIGI DI BALAI PENGOBATAN RUMAH SAKIT GIGI DAN MULUT UNIVERSITAS SAM RATULANGI MANADO," *Jurnal Universitas Sam Ratulangi*, pp. 1-7, 2014.
- [7] N. N. R. Zoucella Andre Afani, "PENGOLAHAN FILM RADIOGRAFI SECARA OTOMATIS MENGGUNAKAN AUTOMATIC X-RAY FILM PROCESSOR MODEL JP-33," *Pengolahan Film Radiologi Secara Otomatis Menggunakan Automic X-Ray Film Processor*, pp. 53-57, 2018.
- [8] G. B. S. Andreas Christian Louk, "Pengukuran Kualitas Sistem Pencitraan Radiografi Digital Sinar-X," *Journal of Mathematics and Natural Sciences*, pp. 149-166, 2014.
- [9] D. A. P. d. D. A. d. A. Manik, "DETEKSI DAN PERHITUNGAN OBJEK BERDASARKAN WARNA MENGGUNAKAN COLOR OBJECT TRACKING," *Jurnal Pseudocode*, pp. 85-91, 2018.
- [10] H. W. d. B. Raj, "On the Origin of Deep Learning," *On the Origin of Deep Learning*, pp. 1-72, 2017.
- [11] Y. L. d. Y. B. d. G. Hinton, "Deep learning," *nature*, pp. 436-521, 2015.
- [12] P. A. d. C. Yu, "A clinical classification of the status of the pulp and the root canal system," *Australian Dental Journal Supplemen*, pp. 17-31, 2007.
- [13] Miller dan Tim, "Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences," *Artificial Intelligence*, 2018.
- [14] S. K. Deepika Jaswal, "Image Classification Using Convolutional Neural Networks," *International Journal of Advancements in Research & Technology*, pp. 1661-1668, 2014.
- [15] N. d. R. Darma, IMPLEMENTASI DEEP LEARNING BERBASIS TENSORFLOW UNTUK PENGENALAN SIDIK JARI, YOGYAKARTA: Universitas Atma Jaya, 2018.
- [16] D. K. d. Y. Kaur, "Various Image Segmentation Techniques: A Review," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, pp. 809-814, 2014.
- [17] D. M. R. B. d. Thorsten Falk, U-Net-Deep Learning fr Cell Counting, Detection, and Morphometry, 2019.

- [18] P. F. T. B. Olaf Ronneberger, U-Net : Convolutional Network for Biomedical Image Segmentation, 2015.
- [19] R. B. ,. V. U. ,. K. . a. M. K. D. Martin Kolarřik, “Optimized High Resolution 3D Dense-U-Net Network for Brain and Spine Segmentation,” Applied Sciences , pp. 1-17, 2019.
- [20] I. G. a. Y. B. a. A. Courville, Deep Learning, MIT Press, 2016.
- [21] T. L. Victor Wiley, “Computer Vision and Image Processing: A Paper Review,” International Journal Of Artificial Intelligence Research , pp. 28-36, 2018.
- [22] R. H. A. a. M. K. S. Ma’aitah, “Deep Convolutional Neural Networks for Chest Diseases Detection,” Hindawi Journal of Healthcare Engineering , pp. 2-11, 2018.
- [23] Y. H. L. W. F. Z. a. H. L. Wei Hu, “Deep Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification,” Journal of Sensors, pp. 1-12, 2015.
- [24] K. R. W. E. d. Z. M. Hestieyonini H., “PERILAKU MENJAGA KESEHATAN GIGI DAN MULUT PADA SANTRI PONDOK PESANTREN AL-AZHAR JEMBER,” Stomatognatic, pp. 17-20, 2013.