Prosiding Annual Research Seminar 2019
Computer Science and ICT

ISBN : 978-979-587-846-9
Vol.5 No.1

Segmentasi Atrial Septal Defect menggunakan Convolutional Neural Networks berbasis V-NET

1st Ade Iriani Sapitri
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya Palembang
adeirianisapitri13@gmail.com

2nd Siti Nurmaini
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya Palembang
sitinurmaini@gmail.com

3rd Sukemi
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya Palembang
sukemi@ilkom.unsri.ac.id

***Ringkasan*—Analisis citra medis merupakan sebuah topik yang sangat diminati, karena sangat diperlukan dalam proses mendiagnosis penyakit. Salah satu analisis citra yang telah diteliti saat ini adalah penyakit jantung bawaan pada janin. Ada banyak jenis penyakit jantung bawaan pada janin salah satunya yaitu ASD. Penyakit jantung bawaan memiliki peran penting untuk melakukan diagnosis kelainan pada jantung khususnya janin. Salah satu penyakit jantung bawaan pada janin adalah atrial septal defect. Ada banyak cara yang dilakukan untuk proses melakukan diagnosis pada analisis citra medis yaitu segmentasi. Segmentasi khususnya pada gambar merupakan salah satu kunci dalam melakukan proses diagnosis pada analisis citra medis. Convolutional neural networks (CNNs) merupakan teknik pembelajaran dalam yang sering digunakan khususnya pada segmentasi gambar. Penelitian ini menerapkan sebuah teknik pembelajaran dalam untuk melakukan proses segmentasi pada penyakit jantung bawaan berdasarkan citra gambar. Pendekatan yang diusulkan menggunakan CNNs dengan arsitektur V-NET yang digunakan pada gambar atrial septal defect. Sebagai hasil penelitian hasil kinerja yang didapatkan dengan menggunakan evaluasi matriks piksel akurasi sebesar 96 % mean akurasi 91% dan mean iu sebesar 86%.**

***Keywords*—Segmentasi, Atrial Septal Defect, Convolutional Neural Networks, V-NET.**

***Ringkasan*—Medical image analysis is a very popular topic because it is very necessary for the process of diagnosing disease. One image analysis that has been investigated today is congenital heart disease in the fetus. There are many types of congenital heart disease in the fetus, one of which is ASD, VSD, and AVSD. Congenital heart disease has an important role to make the diagnosis of abnormalities in the heart, especially the fetus. Besides congenital heart disease is an important element needed in the field of diagnosis of heart disease. One of the congenital heart diseases in the fetus is the atrial septal defect. Many ways are carried out for the process of making a diagnosis in medical image analysis, namely segmentation, classification, and detection. Segmentation, especially in images, is one of the keys to the process of diagnosis in medical image analysis. Convolutional neural networks (CNNs) are deep learning techniques that are often used especially in image segmentation. This study applies a deep learning technique to segment the process of congenital heart disease based on image. The proposed approach uses CNNs with the V-NET architecture used in the atrial septal defect image. As a result of the research, the performance results obtained by using pixel accuracy evaluation were 96 % mean accuracy 91% accuracy and mean iu 86%.**

***Keywords*—Segmentation, Atrial Septal Defect, Convolutional Neural Networks, V-NET.**

I. PENDAHULUAN

Penyakit jantung bawaan memiliki peran penting untuk melakukan diagnosis kelainan pada jantung. Penyakit jantung bawaan merupakan jenis penyakit cacat lahir yang dapat mengancam kehidupan [1]. Banyak cara yang dilakukan untuk melakukan diagnosis penyakit salah satunya adalah segmentasi. Proses segmentasi suatu gambar dilakukan untuk mengevaluasi setiap fitur gambar yang diperlukan untuk mendiagnosa tingkat keakuratan yang lebih baik [2]. Melakukan proses segmentasi secara manual tentunya membutuhkan waktu yang cukup lama, sehingga disarankan untuk melakukan proses segmentasi secara otomatis untuk melakukan proses segmentasi pada gambar medis yang ingin dilakukan proses diagnosa. Ada berbagai macam penyakit jantung didiagnosis melalui proses citra pada penyakit jantung bawaan [3]. Terlepas dari teknik pencitraan, teknologi yang tepat untuk melakukan proses diagnosis pada jantung adalah segmentasi. Penyakit jantung bawaan yang menjadi tugas penting dalam analisis citra medis pada jantung [4]. Beberapa tahun terakhir banyak algoritma yang diusulkan untuk melakukan segmentasi penyakit jantung bawaan pada gambar jantung janin. Pada penelitian sebelumnya mayoritas algoritma yang diusulkan didasarkan pada algoritma pembelajaran mesin untuk melakukan proses segmentasi. Selain pembelajaran mesin hal yang dilakukan pada penelitian sebelumnya adalah melakukan segmentasi jantung janin berbasis *fuzzyconnectedness*[5]. Seperti pada penelitan yang dilakukan oleh [6], melakukan klasifikasi jantung janin dengan AKFCM Clustering dan SVM. Namun untuk meningkatkan tingkat komputasi yang lebih cepat dengan nilai akurasi yang bisa lebih baik beberapa tahun terakhir banyak algoritma yang diusulkan untuk melakukan segmentasi gambar jantung untuk penyakit jantung bawaan.Ada banyak publikasi tentang

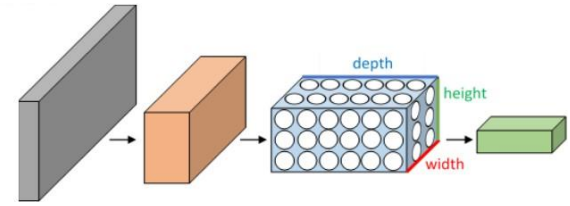
algortima deep learning dalam analisis citra medis [7]. Salah satunya menggunakan metode Convolutional neural networks (CNNs) dengan arsitektur V-NET. V-NET merupakan arsitek- tur CNNs untuk melakukan proses segmentasi yang sering dilakukan pada citra medis yang identik dengan volumetrik pada proses konvolusi. Sebelumnya, V-NET telah berhasil melakukan proses segmentasi dengan komputasi yang cepat dan hasil evaluasi yang baik pada data MRI.

Sehingga, penelitian ini mengusulkan pendekatan yang dilakukan dengan menggunakan algoritma pembelajaran dalam dengan arsitektur V-NET untuk melakukan segmentasi gambar pada penyakit jantung bawaan. Pada penelitian ini kami melakukan proses segmentasi penyakit jantung bawaan khususnya atrial septal defect yang akan di evaluasi seberapa besar akurasi yang didapatkan dengan menggunakan arsitektur V-NET. Sehingga, hasil penelitian ini dapat bermanfaat untuk penelitian selanjutnya.

II. METODOLOGI

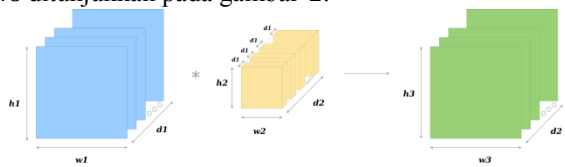
A. Convolutional Neural Networks

Convolutional neural networks (CNNs) merupakan proses algoritma pembelajaran dalam yang terinspirasi oleh jaringan saraf manusia. CNNs adalah node yang saling terhubung satu sama lain berdasarkan berat, sebagai struktur jaringan saraf [8]. Ilustrasi arsitektur secara umum ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi *Convolutional Neural Networks*

Bagian dari CNNs yaitu *convolutional layers, pooling layers dan fully connected layers* [8]. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa *convolutional layers* merupakan bagian tahap pertama yang dilakukan pada CNNs. *Convolutional layers* merupakan blok bangunan inti pada CNNs, dimana sebagian besar komputasi dilakukan pada lapisan ini. Proses konvolusi dilakukan pada *convolutional layers*, ilustrasi *convolutional layers* ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi *Convolutional layers*

Kemudian, untuk persamaan yang digunakan pada proses konvolusi menggunakan persamaan berikut.

$$w_i x_i = \sum_{i=1} w_i x_i + b \quad (1)$$

Setelah melakukan proses konvolusi tahap selanjutnya adalah hasil dari konvolusi melakukan proses *pooling layer*. Pada proses *pooling layer* terdapat dua mekanisme yaitu terdiri dari *max-pooling* dan *average pooling*. Untuk melakukan proses *pooling layer*, berikut persamaan yang digunakan menggunakan nilai *max pooling*.

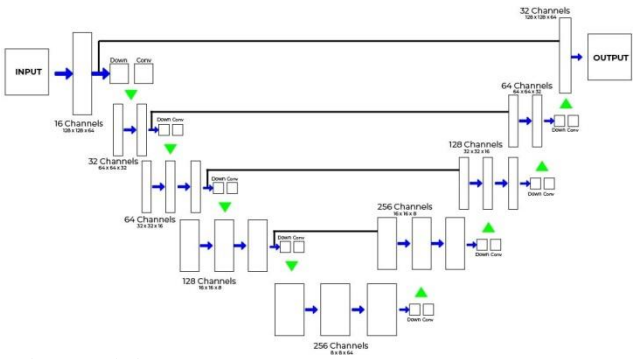
$$fm(v) = max_i x_i \quad (2)$$

Kemudian hal yang dilakukan setelah melakukan proses *pooling layer*, tipe yang dilakukan adalah *fully connected*. Setelah dilakukan beberapa lapisan kemudian melakukan penyatuan pada proses konvolusi dan *max pooling* yang telah dilakukan sebelumnya. Pada *fully connected* ini memiliki peran mengambil semua neuron pada lapisan sebelumnya dan menghubungkan ke setiap neuron yang dimilikinya [9]. Pada *fully connected* tidak terletak secara spasial, sehingga tidak ada lapisan konvolusi setelahnya. Pada operasi aktivasi fungsi menggunakan ReLu dapat mengurangi ukuran gambar dan mendapatkan fitur yang lebih kompleks setelah proses *fully connected*. Fungsi ReLu pada persamaan (3) menerapkan nilai elemen matriks dalam lapisan konvolusi.

$$ReLu(x) = max(0, x) \quad (3)$$

B. Arsitektur V-NET

V-NET merupakan arsitektur dari CNNs yang sangat popular ketika berhadapan dengan gambar medis. V-NET merupakan salah satu arsitektur yang digunakan untuk melakukan segmentasi pada gambar [10]. V-NET mempunyai dua poin penting dalam arsitekturnya yaitu *compression path* dan *decompresses*. Berikut adalah arsitektur V-NET secara umum yang akan digunakan.



Gambar 3. Arsitektur V-NET

Pada proses *compression path* melakukan beberapa tahapan dengan melakukan operasi pada resolusi yang berbeda. Sela- in itu pada setiap tahap, mempelajari setiap fungsi residual[10]. Inputan selalu digunakan dalam lapisan konvolusi dan diperoses untuk ditambahkan ke output. Arsitektur V-NET memastikan konvergensi dibandingkan dengan arsitektur yang bersifat non-residual seperti U-NET. Sedangkan pada tahapan *decompresses* hal penting yang dilakukan adalah memperluas *feature map* dengan resolusi rendah untuk mengumpulkan informasi yang diperlukan sehingga menghasilkan segmentasi yang bersifat volumetrik. V-NET menggunakan persamaan *dice loss* pada arsitekturnya sebagai bahan evaluasi didalam arsitekturnya, persamaan *dice loss* dapat dilakukan seperti berikut ini.

$$D = \frac{2\sum_i^N pi\ gi}{\sum_i^N pi^2 + \sum_i^N gi^2} \qquad (4)$$

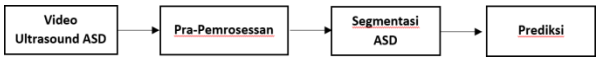
Dari persamaan diatas *dice loss* merupakan *dice coefficient* antara dua volume biner. Dimana N adalah voxels, p_i yang akan di prediksi dan g_i merupakan voxels gambar sebenarnya. *Dice loss* pada arsitektur V-NET digunakan untuk sampel perbandingan dengan kelas yang berbeda untuk menetapkan kesamaan antara piksel pada latar di belakang dan di depan.

III. EKSPERIMEN DAN HASIL

Eksperimen dan hasil akan menjelaskan proses penelitian ini dilakukan. Dimulai dari pengambilan data kemudian mela- kukan persiapan data dan tahap terakhir melakukan proses data gambar ke sistem dengan algoritma dan metode yang telah diusulkan sebelumnya. Pada penelitian ini kami berfokus pada penggunaan data penyakit jantung bawaan yang teridentifikasi *atrial septal defect*. Penelitian ini melakukan proses segmenta- si dengan menggunakan *convolutional neural networks* dengan metode V-NET untuk melakukan proses segmentasi gambar pada data yang diusulkan.

A. Material and Metode

Melakukan proses segmentasi khususnya pada atrial septal defect, dilakukan mulai dengan proses pengumpulan data yang tersedia dimana para peneliti mengumupulkan data berupa video *ultrasound* khususnya yang terdeteksi *atrial septal de- fect*. Dengan adanya data tersebut kemudian dilakukan pengo- lahan untuk dapat digunakan ke tahap selanjutnya sehingga dapat membantu para peneliti dalam medesain algoritma untuk membandingkan kinerja dengan kinerja yang sama. Seperti yang telah dikatakan sebelumnya bahwa, penelitan ini me- lakukan proses segmentasi pada gambar *atrial septal defect* adapun tahapan yang dilakuan adalah sebagai berikut.



Gambar 4. Proses Segmentasi

Gambar 4 diatas merupakan proses segmentasi yang ak- an dilakukan pada penelitian ini. Ada empat tahapan yang akan dilakukan yaitu persiapan data video, pra-pemrosessan, segmentasi gambar dan terakhir melakukan prediksi. Semua tahapan ini dilakukan terlebih dahulu hingga data siap digua- nakan pada arsitektur.

Data Persiapan

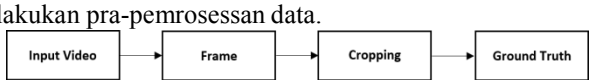
Data yang digunakan pada penelitian ini adalah video *ultraso- und* jantung janin *atrial septal defect* pada posisi jantung janin berada pada *four chamber* dengan usia kehamilan range 11-27 minggu. Berikut adalah video yang diusulkan pada penelitian ini. Gambar 5 merupakan video *ultrasound* dari *atrial septal defect*.

Gambar 5. Video Atrial Septal Defect

Pada penelitian ini kami menggunakan video *atrial septal defect* untuk diolah kembali sehingga menjadi data yang siap digunakan untuk tahap selanjutnya. Proses selanjutnya melakukan pra-pemrosessan data yang sudah didapatkan.

Pra-Pemrosessan

Tahap ini mengolah data menjadi data yang siap dipakai untuk di implementasi sebagai input dari sistem jaringan yang akan digunakan nantinya. Berikut adalah proses awal dalam melakukan pra-pemrosessan data.



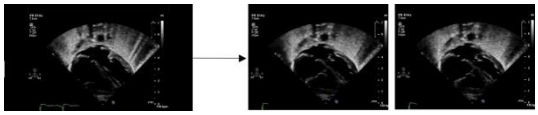
Gambar 6. Alur Pemrosessan Data

Dilihat dari diagram alur diatas. Video yang telah dida- patkan sebelumnya, tahap selanjutnya yaitu mengubah video menjadi frame atau beberapa gambar. Tahap ini dilakukan dengan bantuan *library* python dengan OpenCV. Berikut hasil data yang telah di ubah menjadi beberapa frame.

Gambar 7. Video ke Frame

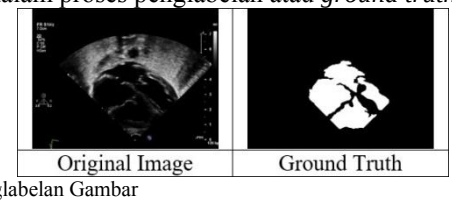
Tentunya, hasil yang didapatkan pada proses pengubahan video ke frame akan menghasilkan banyak frame berdasarkan output yang didapatkan yang dilakukan oleh library python. Hasil data frame yang didapatkan memiliki ukuran 1270 x 780 dan noise yang ada pada data frame masih banyak. sehingga tahap selanjunya melakukan proses pemotongan pada gambar frame yang telah dilakukan sebelumnya. Tahap ini dilakuan sama seperti pada proses mengubah video ke frame meng- gunakan software adobe photoshop. Berikut adalah proses pemotongan pada gambar 8.

Tahap akhir yang dilakukan pada pra-pemorosessan data ini adalah melakukan label pada data yang sudah di potong sebelumnya.



Gambar 8. Pemotongan Gambar

Proses ini akan membantu segmentasi pada gambar yang akan dilakukan proses data latih nantinya. Proses label gambar atau *ground truth* ini menggunakan bantuan adobe photoshop dan ilustrator untuk mendapatkan hasil yang baik dalam proses penglabelan data gambar. Berikut hasil yang didapatkan dalam proses penglabelan atau *ground truth*.



Gambar 9. Penglabelan Gambar

A. *Training and Testing*

Proses data latih yang dilakukan dengan menggunakan dataset *atrial septal defect*, terdiri dari 168 data gambar original dan *ground truth* untuk data pengujian digunakan 43 data original sebagai data pengujian. Tabel II berikut adalah proses latih dan pengujian yang dilakukan.

Tabel II Split Data

	Original Image	Ground Truth
Data Latih	168	168
Data Tes	43	0

B. *Evaluasi Hasil*

Pada proses evaluasi, gambar memberikan hasil yang diperoleh dengan menggunakan metode yang di usulkan. Data gambar yang sudah diberi label dari gambar yang sudah ada digunakan sebagai standar untuk melakukan proses evaluasi. Hasil segmentasi dikonversi menjadi gambar biner dengan dimensi gambar. Kinerja algoritma yang telah dilakukan validasi dengan data gambar *ground truth* yang tersedia sebagai data pengujian. Validasi ini dilakukan dengan Persamaan matriks (5)(6)(7), adalah ilustrasi persamaan proses validasi yang dilakukan oleh data prediksi dengan data gambar *ground truth*.

- Piksel Akurasi

$$\frac{\sum_i n_i i}{\sum_i t_i} \tag{5}$$

- Mean Akurasi

$$\frac{1}{n_c i}\sum\frac{n_c i}{t_i} \tag{6}$$

- Mean IU

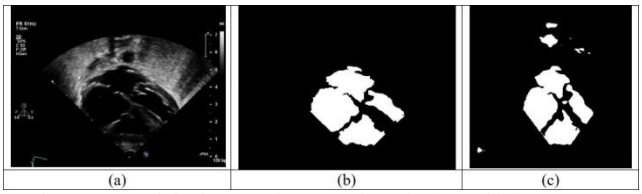
$$\frac{1}{n_c i}\sum\frac{n_i i}{t_i + \sum_{\ j} n_{ji} - n_{ii}} \tag{7}$$

Tabel II merupakan tabel hasil evaluasi yang dilaukan dengan metode yang diusulkan.

Tabel II HASIL EVALUASI

Evaluasi	Prediksi
Piksel Akurasi	0.96
Mean Akurasi	0.91
Mean IU	0.86

Gambar 10 dan tabel II merupakan ilustrasi dari hasil segementasi yang telah dilakukan dengan menggunakan metode V-NET.



Gambar 10. (a) Original Image (b) Ground Truth (c) Prediksi (V-NET)

IV. DISKUSI

Dalam penelitian ini, kami telah mengeksplorasi manfaat dari pembelajaran mendalam dan fitur konvensional dalam permasalahan segmentasi jantung janin khususnya *atrial septal defect*. Pada penelitian sebelumnya metode yang digunakan pada data gambar MRI telah memberikan kinerja dan hasil yang baik dengan menggunakan data 3D. Penelitian sebelumnya juga menggunakan V-NET untuk melakukan proses segmentasinya. Penelitian ini juga mengusulkan algoritma pembelajaran dalam untuk melakukan segmentasi pada gambar

atrial septal defect dengan bantuan metode CNNs dan arsitek- tur V-NET. Metode yang diusulkan telah secara inovatif dalam memecahkan permasalahan segmentasi pada gambar medis. Proses segmentasi yang dilakukan pun menggunakan bantuan dari data gambar yang telah di label sebelumnya atau *ground truth* sebagai data latih.

V. KESIMPULAN

Sebagai kesimpulan, kami mengusulkan menggunakan algo- ritma pembelajaran dalam untuk melakukan proses segmentasi pada penyakit jantung bawaan khususnya *atrial septal defect*. Model V-NET bersifat volumetrik dapat membantu proses segmentasi pada diagnosa analisis gambar medis khususnya gambar 3D. Namun, pada saat penelitian ini menggunakan data gambar *atrial septal defect* dari data yang telah disiapkan sebelumnya. Hasil penelitian ini digunakan proses evaluasi gambar segmentasi dengan menggunakan piksel akurasi, mean akurasi dan mean IU sebagai bahan evaluasi untuk proses segmentasi. Untuk hasil yang didapatkan dapat dilihat pada tabel II dan gambar 10. Proses segmentasi pada data gam- bar medis merupakan tantangan bagi peneliti untuk dapat mendapatkan hasil yang baik khususnya dalam mendiagnosa terjadinya *atrial septal defect*. Dilihat dari hasil evaluasi dan validasi yang telah dilakukan pada penelitian ini bahwa hasil yang didapatkan memberikan kinerja yang baik dalam proses segmentasi gambar menggunakan arsitektur V-NET. Penelitian selanjutnya peneliti akan melakukan segmentasi gambar pada penyakit jantung bawaan khususnya *ventricular septal defect* dan normal.

REFERENSI

[1] L. D. Allan, D. C. Crawford, S. K. Chita, and M. J. Tynan, "Prenatal screening for congenital heart disease." *Br Med J (Clin Res Ed)*, vol. 292, no. 6537, pp. 1717– 1719, 1986.

[2] G. Wang, W. Li, M. A. Zuluaga, R. Pratt, P. A. Patel, M. Aertsen, T. Doel, A. L. David, J. Deprest, S. Ourselin *et al.*, "Interactive medical image segmentation using deep learning with image-specific fine tuning," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 37, no. 7, pp. 1562–1573, 2018.

[3] L. Yu, Y. Guo, Y. Wang, J. Yu, and P. Chen, "Segmenta- tion of fetal left ventricle in echocardiographic sequences based on dynamic convolutional neural networks," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 8, pp. 1886–1895, 2016.

[4] H. Ravishankar, S. M. Prabhu, V. Vaidya, and N. Singhal, "Hybrid approach for automatic segmentation of fetal abdomen from ultrasound images using deep learning," in *2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. IEEE, 2016, pp. 779–782.

[5] S. Sampath and N. Sivaraj, "Fuzzy connectedness ba- sed segmentation of fetal heart from clinical ultraso- und images," in *Advanced Computing, Networking and Informatics-Volume 1*. Springer, 2014, pp. 329–337.

[6] S. Nageswari and K. H. Prabha, "Clustering and svm techniques," *Asian Journal of Information Technology*, vol. 16, no. 2-5, pp. 200–205, 2017.

[7] G. Litjens, T. Kooi, B. E. Bejnordi, A. A. A. Se- tio, F. Ciompi, M. Ghafoorian, J. A. Van Der Laak, B. Van Ginneken, and C. I. Sánchez, "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical image analysis*, vol. 42, pp. 60–88, 2017.

[8] Z. Zhao and A. Kumar, "Accurate periocular recognition under less constrained environment using semantics- assisted convolutional neural network," *IEEE Transa- ctions on Information Forensics and Security*, vol. 12, no. 5, pp. 1017–1030, 2016.

[9] V. Sundaresan, C. P. Bridge, C. Ioannou, and J. A. Noble, "Automated characterization of the fetal heart in ultrasound images using fully convolutional neural networks," in *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017)*. IEEE, 2017, pp. 671–674.

[10] F. Milletari, N. Navab, and S.-A. Ahmadi, "V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation," in *2016 Fourth International Con- ference on 3D Vision (3DV)*. IEEE, 2016, pp. 565–571.