

## Segmentasi Pemain Bola Dengan Arsitektur U-Net

Muhammad Hannan Isnaen<sup>1</sup>, Risky Okta Wijaya<sup>2</sup>, Fajar Bima Laksono<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

### Info Artikel

#### Riwayat Artikel:

#### Keywords:

Player  
Football  
Image  
Segmentation  
Convolutional Neural Network  
CNN  
U-Net

### ABSTRAK

Segmentasi merupakan salah satu teknik dalam pengolahan citra digital yang memfokuskan pada pendeteksian perubahan intensitas lokal yang tajam. Dalam konteks ini, terdapat tiga jenis fitur gambar yang relevan, yaitu titik, garis, dan tepi. Segmentasi sendiri dapat dibagi menjadi tiga jenis utama, yakni deteksi objek, deteksi semantik, dan deteksi instan. Pada penelitian ini, fokusnya adalah pada segmentasi pemain bola menggunakan pendekatan deep learning, khususnya dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan arsitektur U-Net. CNN merupakan algoritma deep learning yang sangat populer dalam pengenalan citra, sedangkan U-Net biasanya digunakan untuk tugas segmentasi citra berjenis semantik. Segmentasi yang diinginkan adalah segmentasi semantik, di mana citra dibagi menjadi kategori objek dan bukan objek. Proses segmentasi pemain bola melibatkan tahap encoder dan decoder citra sebelum digunakan untuk melatih model. Pada fase pengujian, model CNN-U-Net akan digunakan untuk mengklasifikasikan citra, menghasilkan output yang terdiri dari 11 kelas yaitu Bilah Gawang, Wasit, Iklan, Lapangan, Bola, Pelatih & Oficial, Penonton, Kiper A, Kiper B, Tim A, dan Tim B. Output tersebut akan dievaluasi dengan menghitung akurasi untuk memastikan performa model.

### ABSTRACT

Segmentation is a technique in digital image processing that focuses on detecting sharp local intensity changes. In this context, there are three types of image features that are relevant, namely points, lines and edges. Segmentation itself can be divided into three main types, namely object detection, semantic detection and instant detection. In this research, the focus is on football player segmentation using a deep learning approach, specifically with the Convolutional Neural Network (CNN) method and U-Net architecture. CNN is a deep learning algorithm that is very popular in image recognition, while U-Net is usually used for semantic type image segmentation tasks. The desired segmentation is semantic segmentation, where images are divided into object and non-object categories. The football player segmentation process involves image encoder and decoder stages before being used to train the model. In the testing stage, the CNN-U-Net model will be used to classify images, producing an output consisting of 11 classes, namely Goalkeeper, Referee, Advertisement, Field, Ball, Coach & Official, Spectator, Goalkeeper A, Goalkeeper B, Team A, and Team B. The output will be evaluated with accuracy calculations to ensure model performance.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi CC BY-SA.



### Penulis Korespondensi:

Risky Okta Wijaya  
Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Semarang  
Jl. Kedungmundu No. 18, Semarang, Jawa Tengah, Indonesia  
Email: [bayezidahmad808@gmail.com](mailto:bayezidahmad808@gmail.com)

## 1. PENDAHULUAN

Pemrosesan gambar digital telah menjadi bagian integral dari berbagai aplikasi, termasuk analisis video olahraga. Salah satu tantangan terbesar saat menganalisis video sepak bola adalah mengelompokkan pemain sepak bola berdasarkan latar belakang lapangannya. Segmentasi ini penting untuk memahami pergerakan pemain, mendukung analisis taktis, dan menghasilkan informasi berharga bagi pelatih dan analis olahraga. Segmentasi ini juga dapat digunakan untuk mendeteksi pelanggaran-pelanggaran yang terjadi di lapangan, dengan adanya deteksi tersebut maka dapat meminimalisir terjadinya kesalahan tuduhan pelanggaran oleh wasit.

Salah satu metode yang terbukti berhasil dalam tugas segmentasi citra semantik adalah arsitektur U-Net. U-Net adalah bentuk khusus Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang untuk menangani tugas segmentasi gambar dengan baik. U-Net adalah pilihan yang menjanjikan untuk mensegmentasi pemain sepak bola dalam konteks lapangan sepak bola yang dinamis karena kesadaran konteks spasial dan kemampuan untuk melestarikan detail lokal.

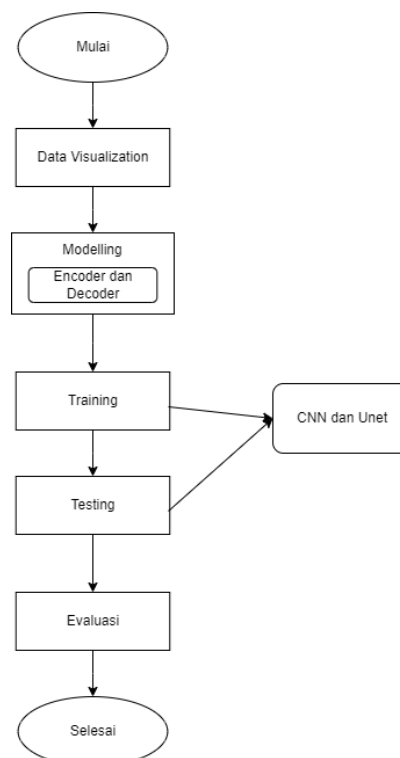
Penelitian ini mengusulkan untuk melakukan segmentasi pemain sepak bola dalam gambar sepak bola menggunakan arsitektur U-Net. Kami mengkaji proses segmentasi semantik yang membedakan pemain sepak bola dari elemen lain dalam sebuah gambar, seperti lapangan dan latar belakang. Melalui pendekatan deep learning ini diharapkan akurasi dan reliabilitas segmentasi pemain sepak bola dapat ditingkatkan.

## 2. METODE

### 2.1 Jenis dan Sumber Data

Sumber data dikumpulkan dari pertandingan Piala Super UEFA antara Real Madrid dan Manchester United pada tahun 2017 (Highlight). Sumber data ini memiliki 11 kelas yang meliputi: Bilah Gawang, Wasit, Iklan, Lapangan, Bola, Pelatih & Ofisial, Penonton, Kiper A, Kiper B, Tim A, dan Tim B. Sumber data diperoleh dari <https://www.kaggle.com/datasets/sadhliroomyprime/football-semantic-segmentation>

### 2.2 Algoritma



Gambar 1. Diagram alir metode penelitian.

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### 1) Data Visualization

Data visualization adalah representasi grafis dari data untuk membantu memahami pola, tren, dan informasi penting yang terkandung dalam dataset. Secara total dataset yang digunakan memiliki 100 Gambar dan 100 Label.

#### 2) Modelling

- Encoder dan Decoder

Keduanya merupakan komponen utama dalam arsitektur U-Net atau dalam tugas segmentasi citra pada umumnya. Encoder dan decoder bekerja bersama untuk membuat arsitektur yang efektif dalam tugas segmentasi. Encoder mengambil citra input dan mengekstraksi fitur-fitur yang relevan, sedangkan decoder memproses informasi tersebut untuk menghasilkan output segmentasi yang sesuai..

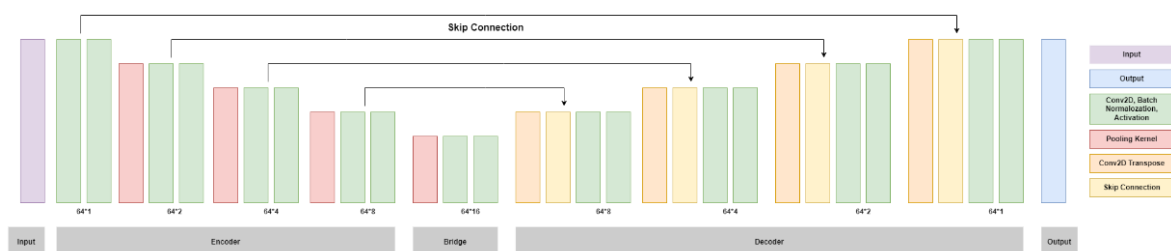
#### 3) Training dan Testing

- CNN

Convolutional neural network (CNN) adalah salah satu algoritma deep learning yang sangat populer pada masalah pengenalan citra (Valueva et al., 2020). CNN terdiri dari layer input, setidaknya satu layer konvolusi, dan layer output. CNN mampu menangkap dependensi spasial dan temporal suatu gambar melalui operasi konvolusi dengan filter/kernel.

- U-Net

U-Net adalah salah satu jenis CNN yang biasa digunakan untuk segmentasi citra berjenis semantic (Ronneberger, Fischer dan Brox, 2015). U-Net terdiri dari downsampler dan upsampler. Pada layer downsampler, terdapat dua 3x3 unpadded konvolusi, yang selanjutnya akan melalui fungsi aktivasi ReLU dan sebuah 2x2 layer maxpool dengan stride 2. Pada setiap tahap downsampling akan terjadi penggandaan fitur. Pada layer upsampler, terdapat proses upsampling diikuti sebuah 2x2 layer konvolusi yang akan membagi jumlah fitur menjadi dua, proses penggabungan fitur, dua 3x3 layer konvolusi, masing-masing dengan fungsi aktivasi ReLU. Layer terakhir berupa 1x1 layer konvolusi transposisi yang digunakan untuk mengubah 64 komponen vektor fitur menjadi 3 kelas.



Gambar 2. Model Arsitektur U-Net

#### 4) Evaluasi

Penelitian ini menggunakan dataset <https://www.kaggle.com/datasets/sadhliroomyprime/football-semantic-segmentation> yang memiliki fitur segmentation\_mask. Fitur tersebut merupakan gambar berupa hasil segmentasi yang tepat. Fitur tersebut digunakan untuk mendapatkan nilai loss dan nilai loss validasi. Nilai loss dan nilai loss validasi digunakan untuk menentukan keefektifan model dalam proses pembelajaran. Terdapat 3 kemungkinan kasus:

1. Nilai loss validasi meningkat dan akurasi validasi menurun menunjukkan kasus underfitting.
2. Nilai loss validasi meningkat dan akurasi validasi juga meningkat menunjukkan kasus overfitting.
3. Nilai loss validasi menurun dan akurasi validasi meningkat merupakan tanda bahwa model belajar dengan lancar.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model U-Net menghasilkan output berupa predicted mask. Beberapa contoh perbandingan citra dapat dilihat pada gambar (gambar 3)



Gambar 3. Perbandingan Original Image, Original Mask, Dan Predicted Mask

Berdasarkan hasil yang dapat dilihat pada gambar (Gambar 3) dimana pada kolom original image merupakan citra asli. Pada kolom Original Mask merupakan dataset yang digunakan yang diambil dari <https://www.kaggle.com/datasets/sadhliroomyprime/football-semantic-segmentation> Dapat dilihat pada dataset sudah terdapat pembagian dengan menggunakan indikator warna yakni warna jingga, warna kuning, warna merah, warna abu, warna ungu, warna biru tua, dan warna biru muda. Warna jingga merupakan indikator Tim A dan Kiper A, warna kuning merupakan indikator Tim B kiper B, warna merah merupakan indikator bilah gawang, warna abu merupakan indikator lapangan bola, warna ungu merupakan indikator bola, warna biru tua merupakan indikator iklan, dan warna biru muda merupakan indikator Pelatih & Ofisial, Penonton . Pada kolom Predicted Mask merupakan hasil dari segmentasi menggunakan U-Net.

Selain itu, terdapat perhitungan model validation (validasi model) yang merupakan proses menentukan seberapa ketepatan model yang sudah dibangun atau digunakan dalam membandingkan data hasil dengan data asli (real). Dapat dilihat pada gambar (Gambar 3), perhitungan validasi model dengan jumlah epoch sebanyak 50 sesuai dengan jumlah pada gambar (Gambar 3)

Table 1.Nilai Evaluasi Hasil

Epoch	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1	0.7705	0.5322	60.3590	0.3578
2	0.6561	0.6170	175.1206	0.3549
3	0.6160	0.7308	35.7414	0.3561
4	0.6016	0.7496	47.2458	0.3566
5	0.5857	0.7786	16.8685	0.3513

6	0.5776	0.8295	3.5999	0.3459
7	0.5716	0.8330	2.9235	0.3573
8	0.5672	0.8236	2.3089	0.3584
9	0.5573	0.8325	0.8151	0.4354
10	0.5527	0.8501	0.6960	0.6806
11	0.5455	0.8560	0.7010	0.8639
12	0.5423	0.8614	0.6462	0.8364
13	0.5517	0.8561	0.6695	0.4546
14	0.5502	0.8725	0.6706	0.7232
15	0.5438	0.8551	0.7629	0.4253
16	0.5408	0.8823	0.7011	0.3123
17	0.5442	0.8875	0.9869	0.3152
18	0.5421	0.8969	0.7450	0.3106
19	0.5348	0.9058	0.6500	0.5296
20	0.5327	0.9049	0.6633	0.8325
21	0.5287	0.9127	0.6685	0.8833
22	0.5294	0.9173	0.6565	0.8863
23	0.5258	0.9243	0.6583	0.8872
24	0.5275	0.9226	0.6478	0.8871
25	0.5282	0.9244	0.6567	0.8919
26	0.5291	0.9301	0.6385	0.9007
27	0.5253	0.9320	0.6436	0.8948
28	0.5237	0.9369	0.6416	0.9077
29	0.5218	0.9435	0.6531	0.8928
30	0.5198	0.9421	0.6394	0.9044
31	0.5200	0.9463	0.6422	0.9039
32	0.5185	0.9481	0.6420	0.9063
33	0.5173	0.5173	0.6380	0.9107
34	0.5169	0.9496	0.6403	0.9005
35	0.5158	0.9536	0.6321	0.9132
36	0.5151	0.9564	0.6314	0.9149
37	0.5138	0.9592	0.6236	0.9261
38	0.5137	0.9607	0.6266	0.9201
39	0.5146	0.9611	0.6283	0.9190
40	0.5141	0.9594	0.6295	0.9201
41	0.5127	0.9598	0.6271	0.9218
42	0.5120	0.9637	0.6155	0.9337
43	0.5115	0.9651	0.6151	0.9318
44	0.5110	0.9657	0.6178	0.9349
45	0.5106	0.9683	0.6125	0.9388
46	0.5101	0.9686	0.6140	0.9382
47	0.5098	0.9672	0.6099	0.9412
48	0.5100	0.9694	0.6162	0.9374
49	0.5090	0.9708	0.6063	0.9456
50	0.5091	0.9711	0.6191	0.9356

Berdasarkan hasil perhitungan pada tabel (*tabel 1*), nilai yang didapat pada nilai loss, nilai akurasi, nilai akurasi validasi dan nilai loss validasi pada setiap masing-masing epoch bernilai berbeda. Dapat dilihat bahwa nilai loss dan nilai loss validasi mengalami penurunan dari setiap epoch sedangkan pada nilai akurasi dan nilai akurasi validasi mengalami kenaikan pada setiap epoch. Berdasarkan penjelasan pada bab 2 bagian Evaluasi, dapat dikatakan bahwa model yang digunakan untuk melakukan segmentasi berjalan dengan lancar dengan tanda bahwa nilai loss validasi menurun dan nilai akurasi validasi meningkat dengan perolehan nilai akhir pada nilai loss validasi sebesar 0,6191 (61,91%) dan nilai akurasi validasi sebesar 0,9356 (93,56%) serta nilai akurasi sebesar 0,9711 (97,11%)..

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian segmentasi citra dengan menggunakan convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur U-Net dapat ditarik kesimpulan:

1. Arsitektur U-Net efektif dalam melakukan segmentasi citra dengan nilai akurasi sebesar 0.97 dengan epoch yang cukup besar yaitu berjumlah 50 epoch.
2. Berdasarkan nilai loss validasi dan nilai akurasi validasi maka dapat disimpulkan bahwa model berjalan menjalankan proses pembelajaran dengan lancar.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada bapak Dr. Muammad Munsarif, S.Kom, M.Kom selaku dosen pengampu mata kuliah Grafika dan Komputasi Visual, sehingga dapat menyelesaikan mata kuliah dengan lancar, serta dapat menyelesaikan artikel ilmiah ini sesuai waktu yang telah ditentukan. Tak lupa mengucapkan terima kasih kepada rekan satu tim yang telah bekerja dengan maksimal sehingga dapat menyelesaikan artikel ilmiah yang telah ditulis ini.

#### REFERENSI

- [1] RONNEBERGER, O., FISCHER, P. dan BROX, T., 2015. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics).
- [2] VALUEVA, M. V., NAGORNOV, N.N., LYAKHOV, P.A., VALUEV, G. V. dan CHERVYAKOV, N.I., 2020. Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation. *Mathematics and Computers in Simulation*.
- [3] Bhatt, D., Patel, C., Talsania, H., Patel, J., Vaghela, R., Pandya, S., ... & Ghayvat, H. (2021). CNN variants for computer vision: History, architecture, application, challenges and future scope. *Electronics*, 10(20), 2470.
- [4] Lui, M. S., Wijaya, E. K., & Hidayat, M. SEGMENTASI CITRA HEWAN DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR U-NET.
- [5] Lui, M. S., Wijaya, E. K., & Hidayat, M. SEGMENTASI CITRA HEWAN DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR U-NET.
- [6] Mudzopar, I. M., & Wiharko, T. (2023). Pengembangan Sistem Deteksi Offside Berbasis Metode Yolo dalam Video Pertandingan Sepak Bola. *Digital Transformation Technology*, 3(2), 524-530.
- [7] Komorowski, J., Kurzejamski, G., & Sarwas, G. (2019). Footandball: Integrated player and ball detector. *arXiv preprint arXiv:1912.05445*.
- [8] Annafii, M. N., Putra, O. V., Harmini, T., & Trisnaningrum, N. (2022, November). Segmentasi Semantik pada Citra Hama Leafblast Menggunakan Unet dan Optimasi Hyperband. In *Prosiding Seminar Sains Nasional dan Teknologi* (Vol. 12, No. 1, pp. 453-459).
- [9] Aprilyanto, J., & Yohannes, Y. (2023, April). Implementasi Arsitektur VGG-Unet Dalam Melakukan Segmentasi Keretakan pada Citra Bangunan. In *MDP Student Conference* (Vol. 2, No. 1, pp. 257-264).