


Segmentasi Inti Sel Kanker Payudara dalam Gambar Histopatologi menggunakan cGAN

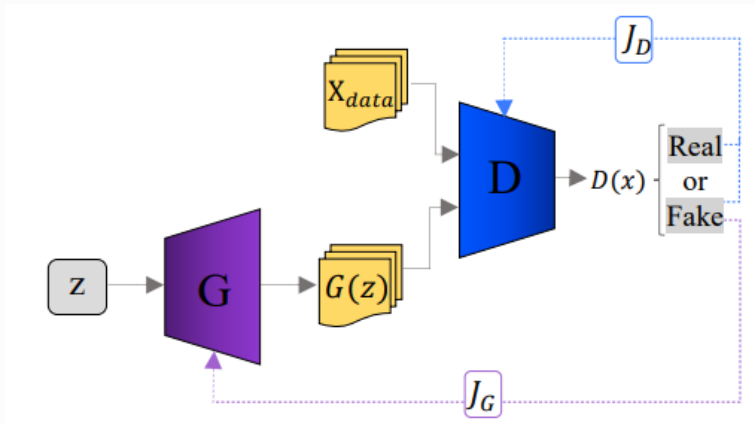


Nadhilah Farhana
(2106779516)

Kanker Payudara

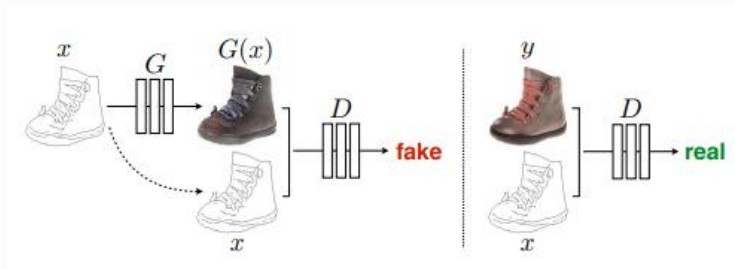
Kanker payudara adalah jenis kanker wanita yang paling umum dan merupakan **penyebab kedua** kematian wanita akibat kanker setiap tahun. Saat ini, pendeteksian kanker payudara telah berkembang dengan banyak jenis, dan sebagian besar menggunakan pendekatan berbasis gambar untuk menyaring dan mendeteksi massa tumor. Saat ini, pendekatan *machine learning* yang diterapkan untuk analisis gambar histopatologi telah berkembang pesat, terutama untuk metode berbasis *Deep Learning* yang meningkatkan efisiensi dan akurasi diagnosis histopatologi. [1]

GAN diperkenalkan oleh Goodfellow et al. dan sejak itu telah digunakan untuk berbagai aplikasi **gambar medis** termasuk segmentasi, deteksi, rekonstruksi, adaptasi domain. GAN adalah model generatif yang mempelajari pemetaan dari vektor acak z ke gambar keluaran y , $G: z \rightarrow y$. [2, 3]



GAN

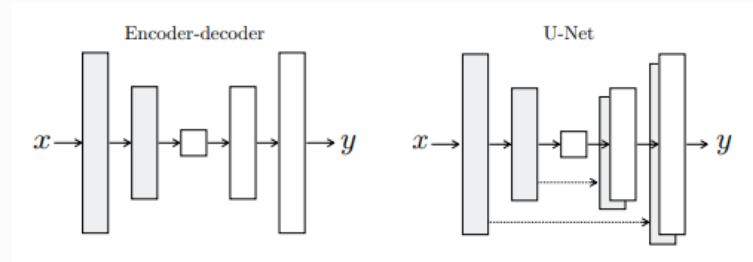
Sebaliknya, *conditional*/GAN (cGAN) mempelajari pemetaan dari gambar yang diamati x dan vector acak z , ke y , $G: \{x, z\} \rightarrow y$. Generator G dilatih untuk menghasilkan output yang tidak dapat dibedakan dari gambar "nyata" oleh diskriminator terlatih, D , yang dilatih untuk melakukan sebaik mungkin dalam mendeteksi generator "palsu". [3]



cGAN

Arsitektur Jaringan

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah cGAN dengan arsitektur generator untuk Synthetic Data Generation berisi dua konvolusi stride-2 dan untuk Nuclei Segmentation digunakan arsitektur encoder-decoder dengan skip connections (“U-Net”) untuk generator. Dalam arsitektur jaringan juga digunakan metode stain normalization dan synthetic data generation (menggunakan mode cycleGAN) untuk meningkatkan performa model. [2, 4]



Matriks Evaluasi

Average Pompeiu-Hausdorff distance (aHD)

metrik pixel-level yang menghitung semua jarak dari titik ground truth di label segmentasi ke titik terdekat di label yang diprediksi

F_1 Score

$$F_1 = \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

Tingginya nilai F_1 mengindikasikan irisan yang baik antara ground truth dengan prediksi label segmentasi.

Aggregated Jaccard Index (AJI)

AJI adalah perpanjangan dari indeks Jaccard global yang menghitung rasio kardinalitas persimpangan agregat dan kardinalitas gabungan dalam ROI.

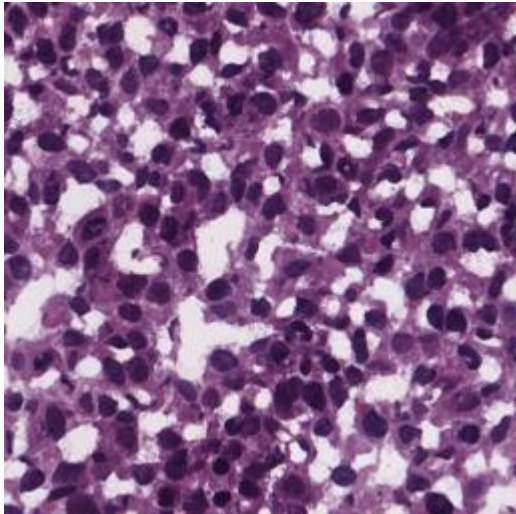
Dataset

Data yang digunakan merupakan data sel kanker payudara yang diakses melalui Kaggle. Dataset berisi gambar dan label, yaitu untuk train masing-masing berjumlah 24 dan untuk test masing-masing berjumlah 8.

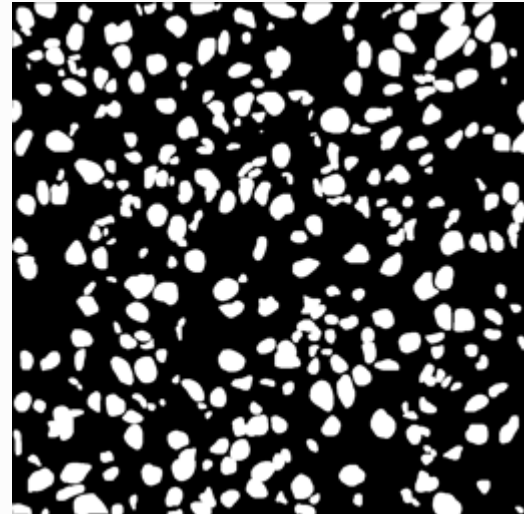
Tahap preprocessing yang dilakukan adalah melakukan cropping gambar dan label serta me-resize ukurannya menjadi 256×256 . Selanjutnya dilakukan pairing gambar dan label, sehingga ukurannya menjadi 512×256 .

Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan segmentasi gambar histopathology.

Contoh Data

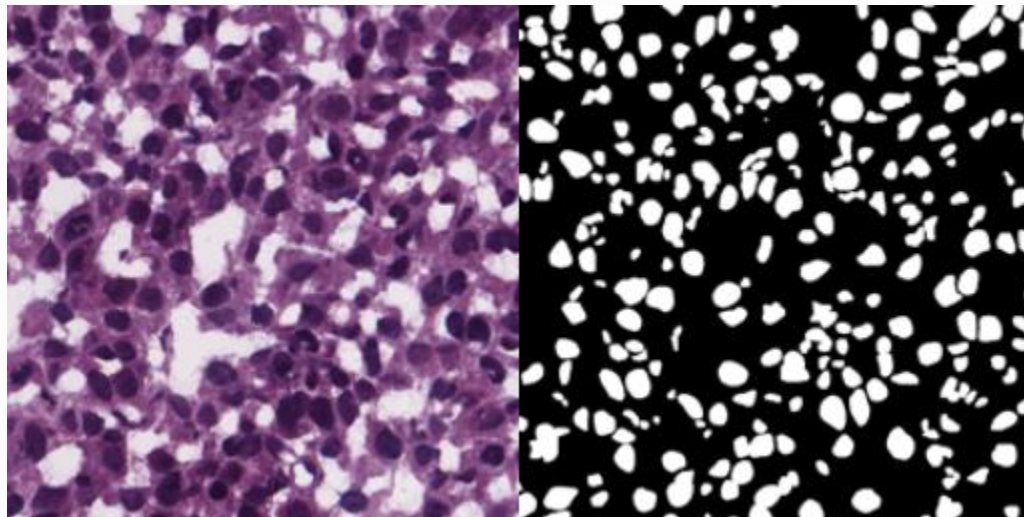


Gambar Sel



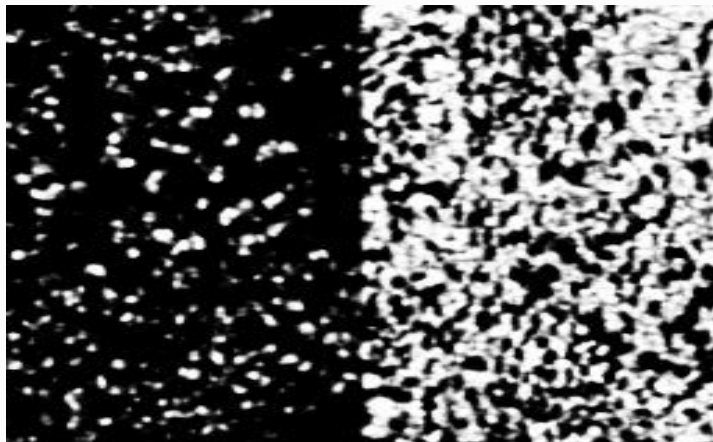
Label

Gambar Hasil Preprocessing



Ukuran: 512×256

Hasil Eksperimen



Salah Satu Hasil Klasifikasi Fake oleh Diskriminator

Loss_log

400, iters: 24, time: 1.284, data: 0.002) G_GAN: 0.694 G_L1: 0.820 D_real: 0.694 D_fake: 0.692

Dari hasil epoch terakhir (400) terlihat bahwa besar loss_log dari model sebesar 0.820 dan discriminator dapat mendeteksi generator real sebesar 0.694 dan mendeteksi generator fake sebesar 0.692

Kesimpulan

Pada penelitian ini digunakan jaringan tunggal cGAN yang dilatih dengan data sel kanker payudara. Jaringan tersebut dilatih menggunakan adversarial pipeline yang memiliki bidang penerimaan yang lebih besar dibandingkan dengan CNN standar dan menangkap lebih banyak informasi global. Pendekatan ini menangkap statistik tingkat tinggi dari gambar dan jaringan yang dihasilkan lebih context-aware. Penelitian ini juga lebih berfokus pada tugas translation image-to-image daripada klasifikasi.

Referensi

1. Le Dinh, T., Kwon, S.-G., Lee, S.-H., & Kwon, K.-R. (2021). Breast Tumor Cell Nuclei Segmentation in Histopathology Images using EfficientUnet++ and Multi-organ Transfer Learning. *Journal of Korea Multimedia Society*, 24(8), 1000–1011. <https://doi.org/10.9717/kmms.2021.24.8.1000>
2. Mahmood, F., Borders, D., Chen, R. J., McKay, G. N., Salimian, K. J., Baras, A., & Durr, N. J. (2020). Deep Adversarial Training for Multi-Organ Nuclei Segmentation in Histopathology Images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(11), 3257–3267. <https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2927182>
3. Salehi, P., & Chalechalsola, P., Zhu, J. Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2017). Image-to-image translation with conditional adversarial networks. *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017, 2017-January*, 5967–5976. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.632>
4. le, A. (2020). Pix2Pix-based Stain-to-Stain Translation: A Solution for Robust Stain Normalization in Histopathology Images Analysis. *Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing, MVIP, 2020-February*. <https://doi.org/10.1109/MVIP49855.2020.9116895>
5. Kaggle. (2022). PNG-converted-original-monuseg. Diakses melalui: <https://www.kaggle.com/datasets/tuanledinh/processedoriginalmonuseg>