

Terbit online pada laman web jurnal: <https://jurnal.plb.ac.id/index.php/tematik/index>

T E M A T I K

Jurnal Teknologi Informasi Komunikasi (e-Journal)

Vol. 10 No. 2 (2023) 252 - 257

ISSN Media Elektronik: 2443-3640

## Desain Produk Berbantuan Kecerdasan Buatan Menggunakan Generative Adversarial Network

*Artificial Intelligence Assisted Product Design Using Generative Adversarial Network*

Zen Munawar<sup>1</sup>, Sri Sutjiningtyas<sup>2</sup>, Novianti Indah Putri<sup>3</sup>, Dien Hernawati<sup>4</sup>, Rita Komalasari<sup>5</sup>

<sup>1,5</sup>Manajemen Informatika, Politeknik LP3I

<sup>2,4</sup>Teknik Informatika, Informatika dan Ilmu Komputer, Universitas Nurtanio

<sup>3</sup>Teknik Informatika, Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, Universitas Kebangsaan Republik Indonesia

<sup>1</sup>munawarzen@gmail.com, <sup>2</sup>srisutjiningtyas70@gmail.com, <sup>3</sup>noviantiindahputri2021@gmail.com,

<sup>4</sup>dienhernawati@gmail.com, <sup>5</sup>ritakomalasari@plb.ac.id

### Abstract

A Generative Adversarial Network (GAN) has shown impressive results in generating product design images. The aim of this research is to propose a method for improving product design in the form of chairs by producing a very large number of candidate chair designs sampling from the distribution of basic training data learned, which can speed up the design process while maintaining variations in shape and texture. GAN-based methods learn projections between two domains with cycle consistency loss or by sharing latent space features. The application of these methods can be applied to improve product design. By using GAN, the research objectives can be achieved, namely designing chair product designs with creative shapes and textures. Compared to the traditional chair design process which takes much longer, this method speeds up the process dramatically while maintaining creativity and originality. The results of this method can be to improve the design of the chair, which consists of an image synthesis module, a super resolution module, and human involvement. This can speed up the design process while balancing practicality and creativity. The resulting candidate designs show variations in shape and texture. The final result illustrates the method by selecting one of the candidates as a design prototype and creating a real-life chair with the help of Artificial Intelligence.

*Keywords:* artificial intelligence, generative adversarial network, product design, design prototype

### Abstrak

A Generative Adversarial Network (GAN) telah menunjukkan hasil yang mengesankan dalam pembuatan gambar desain produk. Tujuan Penelitian ini adalah mengusulkan metode untuk meningkatkan desain produk berupa kursi dengan menghasilkan desain kursi yang sangat besar kandidat mengambil sampel dari distribusi data pelatihan dasar yang dipelajari, yang dapat mempercepat proses perancangan dengan tetap mempertahankan variasi bentuk dan tekstur. Metode berbasis GAN mempelajari proyeksi antara dua domain dengan kehilangan konsistensi siklus atau dengan berbagi fitur ruang laten. Penerapan metode-metode tersebut dapat diterapkan untuk menyempurnakan desain produk. Dengan menggunakan GAN maka dapat mencapai tujuan penelitian yaitu merancang desain produk kursi dengan bentuk dan tekstur yang kreatif. Dibandingkan dengan proses desain kursi tradisional yang membutuhkan waktu lebih lama, metode ini mempercepat proses secara dramatis sekaligus menjaga kreativitas dan orisinalitas. Hasil dari metode ini dapat untuk meningkatkan desain kursi, yang terdiri dari modul sintesis gambar, modul resolusi super, dan keterlibatan manusia. Hal ini dapat mempercepat proses perancangan sekaligus menyeimbangkan kepraktisan dan kreativitas. Kandidat desain yang dihasilkan menunjukkan variasi bentuk dan tekstur. Hasil akhirnya mengilustrasikan metode dengan memilih salah satu kandidat sebagai prototipe desain dan membuat kursi kehidupan nyata dengan bantuan Kecerdasan Buatan.

Kata kunci: kecerdasan buatan, generative adversarial network, desain produk, prototipe desain

### 1. Pendahuluan

Secara historis, kemajuan ilmu pengetahuan bertumpu pada dua metodologi: analisis atau deduksi teoretis dan

analisis atau induksi empiris [1]. Saat ini, organisasi perlu beroperasi dalam lingkungan bisnis [2]. Manfaat utama menggunakan kecerdasan buatan adalah membantu mengurangi waktu dan upaya yang

diperlukan untuk mengevaluasi penelitian ilmiah [3]. Munculnya inovasi teknologi telah membuka peluang dan tantangan baru bagi bisnis [4]. Pemodelan generatif mengalami peningkatan popularitas. Secara khusus, model yang relatif baru yang disebut Generative Adversarial Networks atau GANs yang diperkenalkan oleh Ian Goodfellow, menunjukkan janji dalam menghasilkan sampel yang realistis [5]. Amazon menjadi berita utama pada tahun 2017 karena ide kontroversial yang diperkenalkannya ke kesadaran public [6]. Amazon mengklaim kemampuan untuk melatih generative adversarial network (GAN), sejenis model generatif, untuk mendesain pakaian. Teknologi Informasi merupakan salah satu komponen terpenting yang harus ada dalam lingkungan bisnis [7]. Komputer dan aplikasi teknologi sekarang menjadi pusat dari banyak aspek kehidupan dan masyarakat [8]. Bagi banyak profesional industri fesyen, pengumuman ini menimbulkan kekhawatiran. Perusahaan melakukan analisis untuk mengimplementasikan solusi [9]. Prospektif teknologi informasi terus berubah [10]. Ancaman bahwa peran perancang busana akan segera menjadi usang sangat dirasakan semua orang. Saat ini sebagian besar organisasi masih tidak dapat membiayai untuk mengembangkan model guna memenuhi kebutuhan produk mereka [11].

Generative Adversarial Networks (GANs) adalah kelas Deep Neural Networks yang memiliki kemampuan untuk menghasilkan data sintetik yang realistis termasuk namun tidak terbatas pada gambar, teks, atau bahkan video. Kemampuan untuk mempelajari dan menghasilkan data baru dengan statistik yang sama dengan set pelatihan telah menjadikannya standar de-facto untuk jaringan generatif, sehingga arsitektur lama seperti autoencoder menjadi usang [12]. Penelitian ini menyelidiki GAN dari awal, menganalisis berbagai arsitektur, kelebihan, peringatan, dan kasus penggunaannya dalam upaya memahami keberhasilannya untuk mendesain produk dan penggunaannya secara luas.. Pemodelan Generatif, untuk bisa memahami model generatif, dan apa perbedaannya dengan model diskriminatif. Terdapat data masukan  $x$ , dan label keluaran terkait  $y$ . Model diskriminatif mencoba mempelajari secara langsung distribusi probabilitas bersyarat  $P(y|x)$ . Di sisi lain, model generatif mencoba mempelajari distribusi probabilitas gabungan  $P(x,y)$  [5]. Hal ini dapat diubah menjadi  $P(y|x)$  menggunakan aturan Bayes.

Namun, selain model diskriminatif, model generatif dapat menggunakan distribusi gabungan  $P(x,y)$  untuk menghasilkan kemungkinan sampel  $(x,y)$ . Jadi mengapa seseorang ingin mempelajari model generatif? Orang mungkin bertanya-tanya apa pentingnya menghasilkan lebih banyak data, terutama karena sudah ada begitu banyak data yang tersedia. Namun pada kenyataannya, hal ini dapat dimanfaatkan untuk beberapa hal. Misalnya, seseorang dapat memasukkan

beberapa teks yang ditulis dengan tulisan tangan tertentu sebagai masukan ke model generatif untuk menghasilkan lebih banyak teks dalam tulisan tangan yang sama.

Model generatif, dan khususnya GAN, juga dapat digunakan dalam eksplorasi pembelajaran penguatan yang dapat digunakan untuk menghasilkan lingkungan buatan. Penerapan lainnya mencakup konversi sketsa menjadi gambar, penolakan gambar, konversi gambar resolusi rendah ke resolusi tinggi, pembuatan karya seni, dan konversi citra satelit menjadi peta, dan masih banyak lagi. Adanya pertumbuhan teknologi eksponensial sebagai kemampuan yang belum pernah terjadi sebelumnya [13]. Terlepas dari penerapannya yang luas, model generatif sangat berguna ketika sebagian besar label hilang, karena kemampuannya untuk melakukan pembelajaran semi-supervisi.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

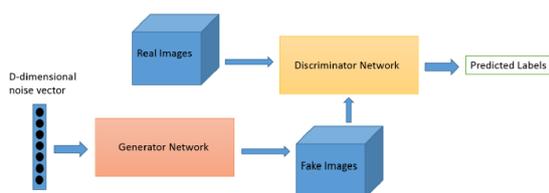
Pengumpulan data dalam penelitian ini berdasarkan literasi digital dari penelitian sebelumnya, dengan demikian diperoleh kontribusi yaitu pemahaman dan implementasi dari Generative Adversarial Networks. Dalam bentuk sains induktif, peneliti melanjutkan dengan memperoleh pengamatan variabel (data) dan kemudian menganalisis data untuk mengungkap hubungan antar variabel [14] Diperolehnya pengetahuan dan keterampilan ilmu komputer yang mendukung kerja individu dan kelompok dalam memecahkan masalah [15]. Selanjutnya menyampaikan berdasarkan latar belakangnya saat ini, yang bermanfaat untuk mengungkap pertanyaan pertama mengapa Generative Adversarial Networks menjadi topik menarik dalam beberapa bulan terakhir. Pengolahan data diperlukan untuk menangani peristiwa kompleks dan membuat keputusan yang lebih baik [16]. Penelitian ini berfokus pada manfaat penggunaan Generative Adversarial Networks untuk mendesain produk. Semoga hasilnya diketahui potensi penggunaan Generative Adversarial Networks dalam perancangan produk, seperti pembuatan baju, kursi, dan produk lainnya. Hal ini karena adanya pertumbuhan teknologi eksponensial sebagai kemampuan yang belum pernah terjadi sebelumnya dalam perancangan produk khususnya digunakan pada industri.

### 2.2. Sejarah Singkat Jaringan Adversarial Generatif

Generative Adversarial Networks (GANs) pertama kali diusulkan oleh Goodfellow dkk [17]. Loop pelatihan GAN melibatkan dua jaringan Deep Neural - generator dan Diskriminator - yang bekerja melawan satu sama lain dalam permainan min-maks [18], [19]. Generator bertugas mereplikasi data masukan, menggunakan masukan dari vektor laten untuk menghasilkan data dengan dimensi yang sama dengan data pelatihan [20].

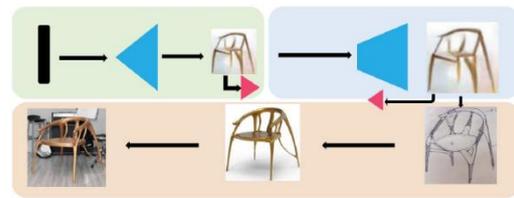
Diskriminator bekerja sebagai musuh, mencoba membedakan antara data nyata dari set pelatihan dan keluaran sintesis dari Generator. Seperti yang dikatakan Goodfellow - Model generatif dapat dianalogikan dengan tim pemalsu, yang mencoba memproduksi mata uang palsu dan menggunakannya tanpa terdeteksi, sedangkan model diskriminatif dapat dianalogikan dengan polisi, yang mencoba mendeteksi mata uang palsu. Satu hal yang patut disebutkan adalah bahwa model-model tersebut saling melengkapi, yaitu kedua model tidak dapat bekerja tanpa satu sama lain. Keluaran dari diskriminator digunakan untuk mengoptimalkan kinerja generator, sehingga menghasilkan data yang lebih mewakili kumpulan data pelatihan. Di sisi lain, data baru yang dihasilkan digunakan untuk meningkatkan kinerja diskriminator. Putaran umpan balik ini paling dikenal sebagai strategi pengoptimalan min-maks [19].

Generative adversarial network telah menunjukkan hasil yang mengesankan dalam pembuatan gambar [21]. Selama proses pelatihan, generator mencoba mengelabui diskriminator yang pada gilirannya bertujuan untuk membedakan antara gambar yang dihasilkan dan gambar nyata. Dengan kerugian adversarial yang memandu proses pelatihan, generator pada akhirnya mampu mempelajari distribusi data pelatihan yang mendasarinya secara implisit [21]. Berbagai perbaikan telah dilakukan untuk meningkatkan kinerja GAN dengan mengadopsi fungsi tujuan yang lebih baik, dan arsitektur jaringan baru [22]. Dalam penelitian ini, menerapkan GAN untuk mempelajari distribusi kumpulan data dan resolusi tinggi sebelumnya. Gambar 1 menunjukkan arsitektur GAN sederhana.



Gambar 1. Arsitektur GAN Sederhana  
 Sumber : [17]

Metode penerjemahan Gambar ke Gambar telah berhasil diterapkan untuk transfer gaya dan resolusi super gambar, yang dapat digunakan sebagai alat yang ampuh untuk desain tambahan. Untuk tugas transfer gaya, metode berbasis Convolutional Neural Network (CNN) mempelajari tekstur yang diinginkan dari domain gaya dan mentransfernya ke domain konten [23]. Metode berbasis GAN mempelajari proyeksi antara dua domain dengan kehilangan konsistensi siklus atau dengan berbagi fitur ruang laten [24]. Penerapan metode-metode tersebut dapat diterapkan untuk menyempurnakan desain produk. Misalnya, seorang desainer dapat menggambar sketsa rok dan membiarkan jaringan mengisi teksturnya.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Dari Metode Yang Terdiri Dari Modul Sintesis Gambar, Modul Resolusi Super, Dan Keterlibatan Manusia.  
 Sumber : [25]

Pada gambar 2 diperlukan keterlibatan manusia yang mengubah prototipe gambar 2d yang dihasilkan menjadi sketsa, model 3d, dan pada akhirnya menjadi kursi kehidupan nyata. Setelah menghasilkan banyak calon kursi, menghabiskan sedikit waktu untuk pemilihan prototipe kursi akhir. Dibandingkan dengan proses desain kursi tradisional yang memakan waktu, metode ini mempercepat proses secara dramatis sekaligus menjaga kreativitas dan orisinalitas. Namun, metode seperti itu tidak memenuhi persyaratan karena tujuannya adalah merancang kursi dengan bentuk dan tekstur yang kreatif. Untuk sintesis gambar mengadopsi arsitektur DCGAN yang generatornya terdiri dari serangkaian 4 konvolusi langkah fraksional dengan normalisasi batch dan aktivasi yang diperbaiki diterapkan [26], [27]. Dan diskriminator memiliki struktur jaringan cermin dengan konvolusi bertahap dan aktivasi yang diperbaiki dan bocor sebagai gantinya. Untuk resolusi super kami mengadopsi arsitektur SRGAN dengan  $i = 5$ ,  $j = 4$  untuk kehilangan konten persepsi Lsr conteen [28], [29].

### 2.3. Contoh Implementasi: KB Fashion Blogger

GAN, setidaknya saat ini, paling cocok untuk kasus penggunaan yang memerlukan gambar sebagai keluarannya. Dalam hal desain fesyen, hal ini merupakan tantangan, karena garmen adalah hasil akhir, bukan sebuah gambar [6]. Ada cara lain untuk menerapkan GAN pada industri fashion; misalnya fashion blogger. Gambar pada Gambar 3 adalah keluaran dari GAN yang saya latih pada data fashion blogger, gambar yang saya ambil dari akun Instagram blogger.



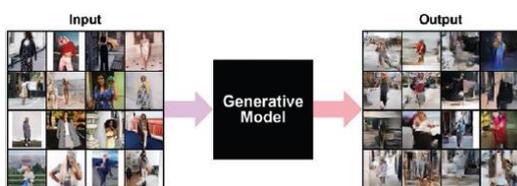
Gambar 3. Contoh Keluaran Gambar 64px Dari DCGAN Yang Dilatih Pada Data Blogger Mode  
 Sumber : [6]

Setiap citra di industri fesyen memiliki lebih dari yang terlihat. Blogger mode membentuk industri mereka sendiri. Gambar fashion blogger tidak akan ada tanpa jaringan kompleks yang diciptakan oleh orang-orang yang membuatnya. Di sisi lain, fashion blogging

bukanlah sebuah industri sebelum berkembangnya dua teknologi: perangkat seluler pintar dan media sosial. Akan menarik untuk melihat hasil dari pengenalan AI ke ekosistem ini sebagai pencipta dan bagaimana AI akan membentuk kembali perekonomian di balik blogging.

#### 2.4. Bagaimana Model Generatif Bekerja

Pada tingkat paling dasar, model generatif mengacu pada metode pembuatan gambar, video, dan musik yang digerakkan oleh komputer, misalnya. Hal ini berbeda dengan jenis pembelajaran mesin lainnya karena keluarannya berupa variasi rekombinan dari data pelatihan. Konsep tingkat tinggi ditunjukkan pada Gambar 4. Model generatif mengambil serangkaian gambar masukan, dan mengeluarkan gambar yang serupa tetapi sepenuhnya dihasilkan oleh mesin.



Gambar 4. Pandangan Tingkat Tinggi Tentang Apa Yang Dilakukan Model Generatif  
Sumber : [6]

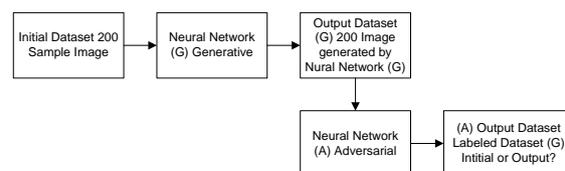
Generative adversarial network (GAN), model generatif paling populer dan metode yang digunakan oleh Amazon, adalah bagian dari model generatif. Sederhananya, GAN adalah serangkaian dua jaringan saraf duel tanpa pengawasan. Dalam GAN, salah satu jaringan saraf menghasilkan gambar berdasarkan pola yang dikenali dalam kumpulan data masukan, dan jaringan saraf lainnya mengklasifikasikan gambar tersebut sebagai nyata atau palsu. Informasi tersebut diteruskan kembali melalui jaringan generatif agar model dapat ditingkatkan. Ada jenis model generatif lainnya, termasuk autoencoder variasional (VAE) dan model autoregresif. VAE mengandalkan pemodelan probabilistik untuk menghasilkan keluaran, namun seringkali keluaran VAE cenderung merupakan replikasi dari kumpulan data asli daripada menciptakan sesuatu yang unik. Model autoregresif mungkin masih kurang dieksplorasi dibandingkan model generatif, namun mulai menjadi lebih populer.

Misalnya, tidak ada alasan untuk percaya bahwa model generatif akan dapat membuat paket teknologi kapan saja dalam waktu dekat. Penting juga untuk diingat bahwa topik ini saat ini sedang dieksplorasi dalam komunitas penelitian, dan meskipun bidang ini berkembang pesat, model generatif belum siap untuk dikomersialkan. Perancang busana dengan memanfaatkan kecerdasan buatan memang menyentuh beberapa masalah besar yang dipertanyakan oleh banyak industri. Apa peran tenaga kerja manusia di era baru ini, ketika mesin mengambil alih begitu banyak

tugas yang menjadi tanggung jawab kita saat ini? Pekerjaan apa yang akan kami lakukan seiring dengan semakin nyatanya hal ini? Akankah perancang busana menjadi profesi masa lalu? Bagaimana dengan pekerjaan lain di industri fashion?.

#### 2.5. Cara Kerja Generative Adversarial Network

Cara termudah untuk memahami cara kerja GAN adalah melalui penjelasan contoh sederhana. Gambar 5 menunjukkan kumpulan data 200 gambar. Gambar-gambar ini mungkin merupakan gambar dari akun Instagram fashion blogger. Data tersebut digunakan untuk melatih jaringan saraf pertama, jaringan saraf generatif, yang membuat gambar serupa dari awal.



Gambar 5. Diagram contoh GAN  
Sumber : [6]

Dataset keluarannya adalah kumpulan 200 gambar yang dibuat oleh jaringan saraf generatif (G). Ini bukan gambar asli dari blogger, tetapi dibuat oleh jaringan saraf agar terlihat seperti itu. Setelah kumpulan data tersebut dibuat, jaringan saraf kedua,

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Hasil

Pengumpulan data diperoleh gambar kursi diambil dari Pinterest untuk modul sintesis gambar. Kemudian menurunkan skala gambar sebanyak 4 kali lipat untuk menyempurnakan resolusi gambar terbaik. Arsitektur jaringan, arsitektur keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 2. Untuk sintesis gambar mengadopsi arsitektur DCGAN yang generatornya terdiri dari serangkaian 4 langkah fraksional [9]. Konvolusi dengan normalisasi batch dan aktivasi yang diperbaiki dan diterapkan [27], [30]. Diskriminator memiliki struktur jaringan cermin dengan konvolusi bertahap dan aktivasi yang diperbaiki secara [25]. Untuk resolusi mengadopsi arsitektur SRGAN dengan  $i = 5, j = 4$  untuk kehilangan konten persepsi  $L_{sr} \text{ content}/5,4$  [29]. Pelatihan menggunakan 2 GPU GTX1080Ti untuk melatih gambar modul sintesis untuk 200 epoch dengan ukuran mini-batch sebesar 128, kecepatan pembelajaran 0,0002 dan Adam dengan  $\beta_1 = 0,9$  [28]. Dua modul dilatih secara terpisah. Untuk meningkatkan kinerja resolusi super pada data kursi, kami menyempurnakannya SRGAN pada kumpulan data kursi yang diperkecil.

#### 3.2. Pembahasan

Dihasilkan kandidat desain kursi dengan resolusi  $256 \times 256$  dan menghabiskan beberapa waktu untuk memilih kandidat sebagai prototipe.



Gambar 6. Kursi Dibuat Berdasarkan Prototipe Desain Kursi Berbantuan Kecerdasan Buatan  
Sumber : [25]

Terakhir, produk berhasil dibuat berdasarkan sketsa 2d dan model prototipe 3d seperti terlihat pada gambar 6.

Masa Depan GAN. Bisa diketahui dengan sekilas tentang apa yang dapat dilakukan dengan menggunakan model generatif. Meskipun banyak contoh gambar tampak beresolusi cukup rendah, beberapa jaringan sudah dapat mengeluarkan gambar pada resolusi lebih tinggi dan dengan hasil yang lebih nyata. Beberapa contoh jaringan yang mampu melakukan hal ini adalah StackGAN dan GAN yang tumbuh progresif (PGGAN); contoh keluaran PGGAN ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Gambar keluaran yang dihasilkan oleh PGGAN, dirilis oleh Nvidia pada akhir tahun 2017. Model tersebut dilatih tentang foto wajah selebriti.  
Sumber : [6]

Saat ini, gambar-gambar yang mahal untuk dapat diproduksi dalam hal daya komputasi dan jam kerja peneliti, namun model generatif dengan cepat menjadi topik yang menarik dalam komunitas pembelajaran mesin. Penggunaannya tumbuh dan berkembang untuk memecahkan masalah di industri baru.

#### 4. Kesimpulan

Generative Adversarial Networks (GAN) sangat kuat dan serbaguna karena kemampuannya mempelajari hampir semua distribusi data dari data pelatihan yang diberikan. Kemampuan generalisasi ini telah memberikan para peneliti dan komunitas Deep Learning kemampuan untuk melakukan hal-hal yang sebelumnya dianggap mustahil. GAN dan jaringan generatif secara umum telah menciptakan aplikasi Pembelajaran Mendalam baru yang melampaui masalah klasifikasi/regresi umum, dan dalam prosesnya, telah meningkatkan pertaruhannya ke tingkat yang baru. Menyebut GAN berpengaruh adalah sebuah pernyataan yang meremehkan – permulaan mereka sangat penting

dalam perluasan pemodelan Generatif.

Metode untuk meningkatkan desain produk, yang terdiri dari modul sintesis gambar, modul resolusi super, dan keterlibatan manusia. Hal ini dapat mempercepat proses perancangan sekaligus menyeimbangkan kepraktisan dan kreativitas. Kandidat desain kursi yang dihasilkan menunjukkan variasi bentuk dan tekstur. Kami akhirnya mengilustrasikan metode kami dengan memilih salah satu kandidat sebagai prototipe desain dan membuat produk kehidupan nyata dengan bantuan Kecerdasan Buatan.

#### Daftar Rujukan

- [1] Z. Munawar, "Simulasi," in *Manajemen Sains*, 1st ed., P. T. Cahyono, Ed. Bandung: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023, p. 131.
- [2] Z. Munawar, *Konsep Dasar Teori Organisasi*, 1st ed. Batam: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023.
- [3] Z. Munawar, H. Soerjono, N. I. Putri, Hernawati, and A. Dwijayanti, "Manfaat Kecerdasan Buatan ChatGPT Untuk Membantu Penulisan Ilmiah," *Temat. J. Teknol. Inf. Komun.*, vol. 10, no. 1, pp. 54–60, Jun. 2023.
- [4] Z. Munawar, *Konsep Dasar Technopreneurship*, 1st ed. Batam: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023.
- [5] T. D. Science and K. Sudhir, "Generative Adversarial Networks- History and Overview," *Towards Data Science*, 2017. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/generative-adversarial-networks-history-and-overview-7effbb713545>.
- [6] L. Luce, "Generative Models as Fashion Designers," in *Artificial Intelligence for Fashion*, 2019, pp. 125–139.
- [7] Iswanto, Z. Munawar, N. I. Putri, Hernawati, and R. Komalasari, "Manfaat Manajemen Teknologi Informasi Di UMKM," *Temat. J. Teknol. Inf. Komun.*, vol. 10, no. 1, pp. 97–103, Jun. 2023.
- [8] Z. Munawar, *Erika Dalam Ilmu Komputer*, 1st ed. Batam: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023.
- [9] N. I. Putri, Iswanto, D. Widhiantoro, Z. Munawar, and H. Soerjono, "Penerapan Manajemen Resiko Pada Komputasi Awan," *Temat. J. Teknol. Inf. Komun.*, vol. 9, no. 2, pp. 144–151, 2022.
- [10] Z. Munawar, *Pengantar Teknologi Informasi: Konsep Dan Perkembangannya*, 1st ed. Padang: Get Press Indonesia, 2023.
- [11] Z. Munawar, *Visi Komputer: Konsep, Metode, dan Aplikasi*, 1st ed. Bandung: Kaizen Media Publishing, 2023.
- [12] Z. Munawar, *Big Data Analytics: Konsep, Implementasi, dan Aplikasi Terkini*, 1st ed. Bandung: Kaizen Media Publishing, 2023.
- [13] Z. Munawar, Iswanto, D. Widhiantoro, N. I. Putri, and R. Komalasari, "Keamanan, Data Pribadi Pada Metaverse," *Temat. J. Teknol. Inf. Komun.*, vol. 9, no. 2, pp. 134–143, 2022.
- [14] Z. Munawar, *Manajemen Sains*, 1st ed. Batam: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023.
- [15] Z. Munawar, *Konsep Dasar Pengenalan Ilmu Komputer*, 1st ed. Batam: Yayasan Cendikia Mulia Mandiri, 2023.
- [16] Z. Munawar, *Sains Data: Strategi, Teknik, dan Model Analisis Data*, 1st ed. Bandung: Kaizen Media Publishing, 2023.
- [17] I. Goodfellow *et al.*, "Generative adversarial networks," *Commun. ACM*, vol. 63, no. 11, pp. 139–144, 2020.
- [18] J. Schmidhuber, "Deep Learning in Neural Networks: An Overview," *Neural Evol. Comput.*, vol. 61, pp. 85–117, 2015.
- [19] H. Aissi, C. Bazgan, and D. Vanderpooten, "Min–max and min–max regret versions of combinatorial optimization problems: A survey," *Elsevier Eur. J. Oper. Res.*, vol. 197,

- no. 2, pp. 427–438, 2009.
- [20] Z. C. Lipton and S. Tripathi, “Precise recovery of latent vectors from generative adversarial networks,” in *Machine Learning*, 2017, vol. 1, no. 2, pp. 1–4.
- [21] I. Goodfellow *et al.*, “Generative Adversarial Networks,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 1, pp. 2672–2680, 2014.
- [22] I. Gulrajani, F. Ahmed, M. Arjovsky, V. Dumoulin, and A. Courville, “Improved training of wasserstein GANs,” in *1st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 5769–5779.
- [23] L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge, “Image style transfer using convolutional neural networks,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 2414–2423.
- [24] J. Lin, Y. Xia, T. Qin, Z. Chen, and T.-Y. Liu, “Conditional image-to-image translation,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018, pp. 5524–5532.
- [25] Z. Liu, F. Gao, and Y. Wang, “A Generative Adversarial Network for AI-Aided Chair Design,” in *IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*, 2019, pp. 486–490.
- [26] A. Radford, L. Metz, and S. Chintala, “Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks,” *Mach. Learn. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2015.
- [27] V. Nair and G. E. Hinton, “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines,” in *The 27th International Conference on International Conference on Machine Learning*, 2010, pp. 807–814.
- [28] A. L. Maas, “Rectifier Nonlinearities Improve Neural Network Acoustic Models,” *Comput. Sci.*, vol. 30, no. 1, p. 3, 2013.
- [29] C. Ledig *et al.*, “Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network,” in *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 105–114.
- [30] S. Loffe and C. Szegedy, “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift,” *Mach. Learn.*, vol. 1, pp. 1–11, 2015.