

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dari tahun ke tahun semakin pesat akibat globalisasi, yang berperan utama dalam kemajuan saat ini. Kemudahan dalam berkomunikasi dan mengakses informasi, baik berita, hiburan, pendidikan, dan lain sebagainya, menjadi salah satu dampaknya [1]. Namun, perkembangan ini juga membawa dampak buruk berupa kemudahan dalam mengakses konten-konten pornografi, baik literatur, gambar, maupun video, akibat kurangnya perhatian dari orang tua maupun pemerintah [2]-[3].

Konten pornografi memiliki dampak adiksi bagi kalangan yang menikmatinya. Tidak hanya itu, efek samping dari konten pornografi dapat menyebabkan kerusakan pada sel otak dan mengganggu proses pengambilan keputusan di bagian Prefrontal Cortex (PFC). Bagian otak ini berfungsi untuk mengatur emosi serta fungsi kognitif [4]. Kerusakan pada bagian ini dapat menimbulkan ketidakmampuan dalam membedakan hal yang salah dan benar, menurunnya kemampuan pengambilan keputusan, sulit berkonsentrasi, serta menyebabkan penipisan dan pengecilan otak bagian luar sebesar 4,4%. Selain itu, gangguan pada kehidupan sosial dan psikologis juga dapat terjadi [4].

Situasi ini semakin memprihatinkan dengan data yang menunjukkan bahwa pada tahun 2022, Indonesia berada di urutan ke-4 dunia dalam kasus pornografi yang melibatkan anak, menurut laporan National Center for Missing and Exploited Children (NCMEC). Sedangkan untuk kasus yang terjadi secara umum, terdapat 5,56 juta kasus dan terus meningkat selama 4 tahun terakhir. Hasil ini menempatkan Indonesia di peringkat ke-2 di ASEAN untuk kasus pornografi terbanyak setelah Filipina [5].

Terdapat beberapa metode yang pernah digunakan dalam melakukan pendekatan analisis kecanduan pornografi, baik secara neurologis maupun kecerdasan buatan. Metode Quantitative Electroencephalography (QEEG) pernah digunakan dalam menganalisis kecanduan pornografi. Berbeda dengan pendekatan metode Electroencephalography konvensional, metode QEEG ini mengonversi aliran listrik pada otak menjadi data numerik yang mampu memetakan aktivitas listrik pada otak

secara mendalam, dan menunjukkan pola-pola aktivitas tidak normal pada otak akibat kecanduan pornografi [6]. Ada juga pendekatan yang menggabungkan data dari sinyal EEG konvensional dengan algoritma machine learning, seperti penggunaan metode Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) untuk membangun model yang dapat mengklasifikasikan kecanduan pornografi dengan tidak kecanduan berdasarkan data mentah yang diambil dari sinyal EEG.

Electroencephalography (EEG) merupakan serangkaian elektroda yang digunakan untuk mengukur aktivitas sinyal otak melalui kulit kepala. Pengukuran sinyal otak oleh electroencephalogram dapat diimplementasikan dalam berbagai cara pengaplikasian, baik untuk mengobservasi penyakit seperti gangguan epilepsi [6], gangguan Parkinson, maupun Alzheimer [7]. Walaupun penggunaan EEG memiliki tingkat kepastian yang tinggi, tantangan tetap ada, yaitu adanya kebisingan yang dapat mengaburkan informasi penting dalam sinyal otak [8].

Electroencephalography sendiri hanya dapat merekam aktivitas elektrolisis yang dihasilkan oleh kumpulan sel yang tersinkronisasi. Cakupannya pun terbatas, hanya pada bagian korteks (bagian otak besar). Otak manusia menghasilkan 5 jenis gelombang yang diklasifikasikan berdasarkan frekuensi yang berbeda: gelombang alpha (8–13 Hertz), theta (4–8 Hertz), beta (14–26 Hertz), delta (0,5–4,0 Hertz), gamma (di atas 30 Hertz), dan mu (8–13 Hertz) [9], [10]. Biasanya, pengujian Electroencephalography melibatkan tugas-tugas yang harus dikerjakan oleh partisipan sambil merekam aktivitas sinyal otak yang terjadi, dan setiap tugas yang diberikan memiliki durasi tertentu.

Deep learning merupakan bagian dari algoritma machine learning dan juga merupakan perpanjangan dari pengembangan konsep neural network. Penggabungan lebih dari 1 lapisan tersembunyi ini membuat deep learning sangat sukses dalam melakukan pengaplikasian di berbagai bidang pengetahuan, mulai dari *computer vision*, *natural language processing*, dan *signal processing* [11]. Keunggulan *deep learning* yang tidak menggunakan ekstraksi fitur secara manual seperti penggunaan metode konvensional membuatnya dapat mengelola dataset berukuran besar, menangani ketidakseimbangan data, serta memberikan hasil berupa prediksi yang lebih akurat dengan menghilangkan bias pada kelas mayoritas [12]. Permasalahan lainnya yang

dapat diselesaikan dengan menggunakan *deep learning* diantaranya klasifikasi, regresi, klusterisasi dalam mengelola data yang tidak terstruktur seperti data suara dan citra digital [13].

Penggunaan sinyal EEG dalam merekam aktivitas otak yang mengalami kecanduan pornografi memiliki jumlah data yang sangat besar diakibatkan oleh cara kerja EEG itu sendiri dalam merekam data terus menerus dalam kurun waktu yang sudah ditentukan [14]. Oleh karena itu penelitian ini sangat tepat menggunakan pendekatan *deep learning*, mengingat dalam beberapa tahun terakhir *deep learning* telah menunjukkan hasil yang sangat optimis dalam mengelola sinyal EEG yang kompleks dan memerlukan pelatihan yang banyak. *Deep learning* mampu melakukan pelatihan berulang-ulang untuk memperoleh hasil yang memuaskan, berkat kemampuannya dalam membangun representasi fitur yang baik langsung dari data mentah [15].

Memanfaatkan *Gated Recurrent Unit* (GRU), yang merupakan salah satu sub-kategori dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam arsitektur deep learning[17][18]. GRU lebih sederhana dibandingkan LSTM, menggunakan update gate dan reset gate untuk mengontrol aliran informasi, menjadikan lebih cepat karena memiliki parameter yang lebih sedikit. Dengan kemampuan GRU dalam memproses data sekuensial dan mengingat informasi dari langkah sebelumnya, diharapkan algoritma ini mampu menganalisis pola kompleks pada sinyal EEG dan mengklasifikasikan tingkat kecanduan pornografi dengan akurasi tinggi.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana karakteristik pola sinyal EEG (berdasarkan gabungan tugas Memorization, Executive, dan Recall) yang membedakan individu kecanduan dan tidak kecanduan pornografi?
2. Bagaimana proses perancangan dan pelatihan model Deep Learning GRU yang mampu mempelajari pola sinyal EEG tersebut?
3. Bagaimana performa model GRU dalam mengklasifikasikan individu kecanduan dan tidak kecanduan berdasarkan sinyal EEG?

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.3.1 Tujuan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk merancang dan menguji sebuah sistem deteksi dini kecanduan pornografi secara non-invasif. Hal ini dicapai dengan menerapkan algoritma *Deep Learning*, khususnya model *Gated Recurrent Unit* (GRU), yang unggul dalam pengolahan data sekuensial seperti sinyal *Electroencephalography* (EEG). Penelitian ini berfokus pada pembangunan sebuah model klasifikasi yang mampu mengenali pola unik pada aktivitas otak untuk membedakan secara akurat antara individu yang mengalami kecanduan dan kelompok kontrol. Pada tahap akhir, penelitian ini akan mengevaluasi secara komprehensif performa model berdasarkan metrik akurasi, presisi, dan *recall* untuk memvalidasi efektivitasnya sebagai alat bantu deteksi yang andal.

1.3.2 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ganda, baik secara teoretis bagi pengembangan ilmu pengetahuan maupun secara praktis bagi masyarakat. Dari sisi teoretis, penelitian ini memperkaya bidang neuroinformatika dengan menerapkan dan memvalidasi model *Deep Learning* GRU sebagai metode yang efektif untuk analisis sinyal EEG dalam studi adiksi, sehingga dapat menjadi referensi kuat bagi riset sejenis di masa depan. Secara praktis, temuan ini berpotensi menjadi landasan fundamental untuk pengembangan alat deteksi dini kecanduan pornografi yang objektif dan non-invasif, yang memungkinkan para klinisi menerapkan intervensi dan terapi secara lebih cepat dan efektif.

1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah, fokus utama adalah pada pemanfaatan dataset sinyal EEG yang sudah ada untuk mengembangkan dan mengevaluasi model *Deep Learning* GRU. Analisis sinyal EEG akan difokuskan pada gabungan data dari tugas Memorization Task (M), Executive Task (ET), dan Recall Task (R).

Selain itu, penelitian ini memiliki keterbatasan terkait jumlah partisipan ($n=14$) yang relatif kecil. Keterbatasan ini dapat memengaruhi kemampuan generalisasi model

pada populasi yang lebih luas. Penggunaan dataset yang telah melalui proses pembersihan awal juga menjadi batasan, karena tidak melibatkan tantangan penanganan artefak dari data mentah secara langsung.

1.5 Keterbaruan

Penelitian ini mengajukan kebaruan (novelty) pada tiga aspek utama. Pertama, dari sisi arsitektur, kami mengimplementasikan model Gated Recurrent Unit (GRU) dengan konfigurasi multi-layer yang dirancang khusus untuk menangkap dependensi temporal yang kompleks pada sinyal EEG. Berbeda dengan Long Short-Term Memory (LSTM) yang lebih kompleks, GRU menawarkan efisiensi komputasi yang lebih tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit tanpa mengorbankan kemampuan pemodelan jangka panjang, menjadikannya pilihan yang optimal untuk analisis data EEG bervolume besar. Kedua, penelitian ini berfokus pada analisis gabungan sinyal EEG dari tiga tugas kognitif spesifik—Memorization (M), Executive (ET), dan Recall (R)—yang secara neurofisiologis relevan untuk memicu respons otak terkait kontrol impuls dan fungsi eksekutif yang terganggu pada individu dengan adiksi. Ketiga, kami tidak hanya menguji performa model, tetapi juga menginterpretasikan hasilnya dalam konteks neurosains untuk memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana pola sinyal EEG mencerminkan kondisi adiksi.