

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Stres kerja merupakan tantangan signifikan yang dihadapi pekerja di berbagai sektor industri. Stres didefinisikan sebagai respons fisiologis dan psikologis individu terhadap tekanan eksternal atau internal yang dapat menyebabkan gangguan emosional dan kinerja kognitif (Lazarus & Folkman, 1984). Faktor penyebab stres di lingkungan kerja antara lain beban kerja yang tinggi, tekanan waktu, konflik interpersonal, serta tuntutan pekerjaan yang kompleks. Apabila tidak ditangani dengan baik, stres yang berlangsung terus-menerus dapat menyebabkan penurunan produktivitas, gangguan kesehatan mental, serta meningkatkan risiko terjadinya kesalahan kerja (McEwen, 2007). Laporan *International Labour Organization* (ILO, 2020) menunjukkan bahwa stres kerja merupakan salah satu faktor utama meningkatnya angka kecelakaan kerja dan penurunan tingkat kesejahteraan pekerja secara global. Pekerja dengan stres kronis juga cenderung mengalami burnout, kelelahan mental, serta gangguan kesehatan fisik, termasuk penyakit kardiovaskular (Maslach & Leiter, 2016). Stres juga berkontribusi terhadap peningkatan tingkat absensi dan rendahnya kepuasan kerja, yang berdampak pada efektivitas organisasi secara keseluruhan.

Penilaian tingkat stres secara objektif menghadapi tantangan signifikan dalam penelitian psikofisiologis karena sifat stres yang subjektif dan bervariasi antar individu. Pendekatan konvensional yang umum digunakan adalah *self-report* melalui kuesioner, seperti *Perceived Stress Scale* (PSS) (Katmah, et al., 2021). Meskipun berguna sebagai acuan awal, metode ini memiliki keterbatasan karena respons individu dapat terpengaruh oleh bias persepsi dan ketidakjujuran (Fontes, et al., 2024). Selain itu, metode ini bersifat retrospektif dan periodik, sehingga tidak dapat menangkap fluktuasi stres secara real-time. Keterbatasan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan konvensional belum mampu memenuhi kebutuhan deteksi stres yang objektif, akurat, dan tepat waktu.

Sebagai respons atas keterbatasan pendekatan konvensional, pendekatan berbasis sinyal fisiologis muncul sebagai solusi untuk memperoleh indikator stres yang lebih objektif. Tubuh manusia menunjukkan respons fisiologis terhadap stres, seperti peningkatan detak jantung, tekanan darah, konduktansi kulit (EDA), pelepasan hormon kortisol, serta perubahan pola gelombang otak yang dapat direkam dengan *electroencephalogram* (EEG) (Fontes, et al., 2024). EEG telah banyak digunakan sebagai alternatif objektif dalam deteksi stres, karena mampu merekam aktivitas elektrofisiologis otak dan menangkap perubahan pola gelombang yang berkaitan dengan tingkat stres (Al-Shargie, et al., 2018). Namun, analisis sinyal EEG menghadapi tantangan berupa artefak dari gerakan mata (EOG), kontraksi otot (EMG), dan noise eksternal lainnya yang dapat mengganggu komponen frekuensi kunci (theta, alpha, beta), sehingga menurunkan akurasi klasifikasi stres (Delorme & Makeig, 2004). Artefak yang tidak ditangani dapat menyebabkan penyimpangan pola EEG dan mengaburkan indikator stres sebenarnya. Oleh karena itu, pembersihan artefak menjadi langkah penting dan dianggap sebagai tahap prasyarat dalam analisis EEG sebelum dilakukan interpretasi sinyal (Mumtaz, et al., 2021).

Berbagai teknik telah dikembangkan untuk mengatasi artefak dalam sinyal EEG. Telah dilakukan penelitian untuk membandingkan *Independent Component Analysis* (ICA), *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dalam memisahkan sinyal EEG dari artefak seperti gerakan mata dan aktivitas otot. Hasilnya menunjukkan bahwa ICA lebih unggul dalam mengisolasi artefak karena kemampuannya memaksimalkan independensi statistik antar komponen. Namun, meskipun ICA efektif mengurangi artefak dengan memisahkan sumber sinyal independen, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangani artefak non-linier dan kinerjanya dapat dipengaruhi oleh jumlah kanal EEG yang digunakan (Li, et al., 2019). Selain itu, ICA mengasumsikan karakteristik artefak seragam pada setiap individu, padahal terdapat variasi fisiologis yang tinggi antar partisipan. Variasi pola aktivitas otak dan respons fisiologis antar individu dapat menurunkan performa pemisahan artefak, sehingga ICA tidak selalu mampu mengisolasi artefak secara optimal pada setiap subjek

(Demuru & Frascini, 2020). Selanjutnya, untuk mengatasi variasi pola sinyal antar individu, digunakan *baseline reduction* dengan metode *Relative Difference* yang bertujuan mengurangi pengaruh sinyal dasar masing-masing individu, sehingga sinyal yang dianalisis lebih merepresentasikan perubahan sebenarnya akibat stimulasi. Metode ini dilakukan dengan mengurangi rata-rata sinyal baseline dari sinyal EEG selama eksperimen, sehingga sinyal yang dianalisis benar-benar mencerminkan perubahan akibat adanya stres, bukan dipengaruhi oleh kondisi awal masing-masing individu (Yang, et al., 2018). Namun demikian, *baseline reduction* juga memiliki kelemahan karena sensitif terhadap artefak yang belum dibersihkan, sehingga pembersihan artefak menjadi langkah penting sebelum metode ini diterapkan. Dengan demikian, kombinasi ICA untuk mengurangi noise dan *baseline reduction* untuk mengatasi variasi individu diharapkan dapat menghasilkan sinyal EEG yang lebih stabil, akurat, dan dapat digunakan secara lebih luas dalam analisis stres berbasis EEG.

Selain itu, dalam proses klasifikasi stres berbasis EEG, penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), karena metode yang paling banyak dilakukan dalam pengolahan sinyal EEG dan kemampuannya dalam menangkap pola spasial, temporal dari sinyal EEG dan efektivitas yang telah terbukti dalam berbagai penelitian (Wirawan, et al., 2022). Dengan pendekatan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan pengolahan sinyal EEG guna meningkatkan akurasi deteksi stres pekerja.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, permasalahan utama adalah belum optimalnya deteksi stres kerja menggunakan metode yang akurat dan objektif. Metode konvensional seperti kuesioner masih bersifat subjektif, sementara pendekatan berbasis EEG konvensional menghadapi tantangan akibat artefak yang dapat mengurangi akurasi klasifikasi stres. Artefak yang berasal dari gerakan mata (EOG), kontraksi otot (EMG), serta noise eksternal lainnya dapat mengganggu sinyal EEG, menyebabkan penurunan akurasi model klasifikasi.

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan penelitian cukup luas, sehingga perlu dibatasi seperti berikut:

1. Menggunakan dataset sinyal EEG SAM 40: Dataset ini berisi rekaman EEG dari 40 subjek yang digunakan untuk memantau stres yang diinduksi melalui tes *Stroop* warna-kata, tugas aritmatika, dan tugas pengenalan citra cermin. Dataset ini tersedia secara publik di jurnal *Data in Brief* sebagai referensi utama dalam penelitian ini.
2. Penelitian ini menetapkan kelas *Low Stress* (skor 1–5) dan *High Stress* (skor 6–10) berdasarkan rentang skor yang dilaporkan oleh subjek setelah menyelesaikan tugas kognitif. Pendekatan ini merujuk pada studi oleh (Ng & Sim, 2024) yang menggunakan metode serupa dalam klasifikasi stres berbasis EEG menggunakan dataset SAM-40.
3. Tidak mencakup stres akibat faktor lain, seperti stres yang berhubungan dengan gangguan fisik, penyakit tertentu, gangguan psikologis berat, atau efek dari intervensi medis.

1.4 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang akan digunakan sebagai acuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana kombinasi metode ICA dan *relative difference* dapat meminimalkan gangguan artefak dan variasi pada sinyal EEG?
2. Apakah arsitektur penghilangan artefak dengan kombaini metode ICA dan *relative difference* pada sinyal EEG dapat meningkatkan akurasi dalam mendeteksi tingkat stres dengan klasifikasi CNN?

1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah seperti berikut:

1. Mengombinasikan metode ICA dan *relative difference* dalam meminimalkan gangguan artefak dan variasi pada sinyal EEG.
2. Membangun arsitektur penghilangan artefak dengan kombaini metode ICA dan *relative difference* pada sinyal EEG dapat meningkatkan akurasi dalam mendeteksi tingkat stres dengan klasifikasi CNN.

1.6 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini antara lain sebagai berikut:

1. Manfaat Akademis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam bidang analisis sinyal fisiologis dan kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), khususnya dalam deteksi stres berbasis EEG. Dengan mengintegrasikan *Independent Component Analysis* (ICA) dan *Baseline Reduction* menggunakan *metode Relative Difference*, penelitian ini menawarkan pendekatan baru dalam pemrosesan sinyal EEG untuk meningkatkan akurasi klasifikasi stres. Selain itu, temuan penelitian ini akan menambah wawasan dan memperkaya literatur akademis terkait analisis stres berbasis sinyal EEG.

2. Manfaat Praktis

Hasil penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan metode deteksi stres berbasis EEG yang dapat digunakan untuk mendukung kesehatan pekerja di berbagai profesi, termasuk regulator, auditor, dan profesi lain yang membutuhkan konsentrasi tinggi. Teknologi ini bertujuan untuk mengurangi risiko penurunan kualitas kesehatan, meningkatkan keselamatan kerja, serta membantu perusahaan dalam mengidentifikasi potensi stres dini sehingga produktivitas tetap terjaga.

1.7 Kebaharuan Penelitian

Adapun kebaharuan atau *novelty* dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini menawarkan solusi baru dalam mengatasi noise pada sinyal EEG dengan mengintegrasikan *Independent Component Analysis* (ICA) untuk memisahkan komponen independen dalam sinyal dan *Baseline Reduction* untuk untuk menormalkan sinyal EEG antar individu dengan menyesuaikan baseline sinyal berdasarkan kondisi awal subjek. Kombinasi ini bertujuan untuk menghasilkan sinyal EEG yang lebih bersih dan akurat dalam mendeteksi stres.

2. Model ini dirancang untuk mendeteksi stres secara objektif dengan fokus pada profesi yang sering menghadapi tekanan kerja tinggi. Model ini juga dirancang untuk mengatasi keterbatasan deteksi pada metode visual yang biasa digunakan pada penelitian sebelumnya, terutama pada kondisi di mana gejala stres tidak tampak secara fisik.
3. Model deteksi stres ini dirancang untuk menangani berbagai kondisi lingkungan kerja dengan pendekatan berbasis gejala *non-visual* (gelombang otak). Selain itu, penelitian ini menawarkan peningkatan akurasi melalui teknik denoising yang dioptimalkan.

