

TINJAUAN LITERATUR: POTENSI EEG-BASED BRAIN-COMPUTER INTERFACE UNTUK DESENTRALISASI KONTROL NEURAL PADA EKOSISTEM INTERNET OF AUTONOMOUS THINGS (IOAT)

Geri Loyang Sari, *Siti Aisyah

Universitas Prima Indonesia, Medan

e-mail: ¹@geriloyangsari1@gmail.com², siti_aisyah@unprimdn.ac.id

Abstract: *EEG-based Brain Computer Interface offers the potential for integration with Internet of Autonomous group control such as drones, robots, wheelchairs, AUVs, smart-home and smart-city devices, etc. This literature review aims to determine the potential for integration (BCI) in controlling smart devices and swarm intelligence within the IoAT ecosystem that collaborates in a corporate and decentralized manner. As well as compiling an initial abstract framework towards this development direction, based on a review of journals related to brain-computer interfaces, intent translator frameworks for IoT, LLM, mesh topology, federated learning, swarm-rules models, and human-swarm cybernetic/feedback loop integration. The results of the review show that BCI-IoAT integration through a swarm intelligence approach has the potential to create a robust, independent, and autonomous system.*

Keywords: *Brain Computer Interface; EEG; Swarm intelligence; IoT; LLM; human-swarm; Autonomous Things*

Abstrak: *Brain Computer Interface berbasis EEG menawarkan potensi integrasi dengan kendali kelompok Internet Of Autonomous seperti drone, robot, kursi roda, AUV, perangkat smart-home dan smart-city, dsb. literature review ini bertujuan untuk mengetahui potensi integrasi (BCI) dalam mengendalikan perangkat pintar dan swarm intelligence di dalam ekosistem IoAT yang bekerja sama secara korporatif dan desentralisasi. Serta menyusun kerangka abstrak awal menuju arah pengembangan tersebut, berdasarkan review jurnal-jurnal yang berhubungan dengan brain-computer interface, framework intent translator for IoT, LLM, topologi mesh, federated learning, model swarm-rules, dan integrasi human-swarm cybernetic/feedback loop. Hasilnya tinjauan menunjukkan bahwa integrasi BCI-IoAT melalui pendekatan swarm intelligence berpotensi menciptakan sistem yang bersifat robust, mandiri, dan otonom.*

Kata kunci: *Brain Computer Interface; EEG; Swarm intelligence; IoT; LLM; human-swarm; Autonomous Things*

PENDAHULUAN

Perkembangan sistem Internet Of Things berawal dari pelaksanaan perintah berdasarkan deterministik rule-based, Namun, model lama bersifat statis, tidak dapat memahami konteks perintah pengguna secara semantic dan memiliki kendala seperti latensi tinggi dan ketergantungan pada server. dengan integrasi model kecerdasan buatan seperti LLM, pengguna dapat mengekspresikan niat melalui natural language interface,

[1] [2] secara garis besar, melalui input intent oleh user melalui GUI, Intent Translation framework menerjemahkan dan mengubah intent menjadi ‘machine-executable policies’ dengan bantuan semantic parse atau LLM. Namun, penggunaan LLM sendiri masih bersifat eksperimental dan menghadapi tantangan terkait akurasi semantic dan keamanan konfigurasi.

Di sisi lain, penelitian mengenai Brain-Computer-Interface [3] menunjukkan bahwa EEG-based BCI

mampu menjerahkan sinyal otak menjadi control perangkat pintar melalui kombinasi dari signal preprocessing dan komputasi intelligence. Namun, banyak pendekatan BCI bergantung pada klasifikasi diskret terbatas dan memerlukan perhatian kelelahan kognitif operator, sehingga membatasi efektivitas untuk sistem berskala besar.

[11] Perkembangan swarm robotics menunjukkan bahwa multi-agent dapat beroperasi secara desentralisasi melalui aturan lokal dan menghasilkan emergent behavior swarm yang tidak secara eksplisit ditentukan, melainkan muncul dari interaksi local. Tes pertama pada tahun 1990-2000 menunjukkan swarm berkemampuan self-organize, dan penelitian terkini (2020-2025) berkemampuan self-learning sehingga relevan diterapkan dalam ekosistem IoAT berskala besar.

Penelitian terkait mengenai integrasi human-swarm cybernetic. [12] menyediakan inti konsep dalam mendesain sistem human-swarm yang saling bertukar informasi, manusia mengirim sinyal via BCI atau fNIRS, lalu swarm memberi umpan balik melalui mekanisme haptic atau visual. menggabungkan BCI, IoT translator, swarm intelligence, dan human-swarm feedback membuka kemungkinan control desentralisasi pada kelompok IoAT melalui pikiran manusia.

METODE

Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan tinjauan pustaka konseptual terstruktur yang mengintegrasikan data survey dan hasil-hasil penelitian / eksperimen internasional sebelumnya untuk menggambarkan potensi dan kerangka abstrak awal dalam membangun control decentralized swarm intelligence dalam ekosistem IoAT melalui bio-sinyal otak.

Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang

diperoleh dari:

Sumber ilmiah open-source dicari melalui keyword yang dimasukkan ke dalam platform pencarian seperti google, arxiv database, dan platform open-source lainnya

Teknik Pengumpulan data dan analisis data

Pengumpulan jurnal-jurnal untuk di-review dilakukan melalui pencarian keyword dari setiap literatur ilmiah open-source yang telah terpublikasi menggunakan basis data daring seperti google, arxiv database, frontier, dsb. Penulis menganalisa, mempertimbangkan relasi, dan membaca beberapa bagian penting dari setiap jurnal untuk mendapatkan gambaran overview, konteks, dan pengaplikasian sambil menuliskan ringkasan. setelah penulisan ringkasan selesai dan struktur sudah dibangun, peneliti kemudian melakukan review ulang secara mendalam guna mengidentifikasi gap penelitian dan menyimpulkan inti dari literature review.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pertanyaan: *Sejauh mana neural-signal-based BCI dalam mengendalikan perangkat cerdas, pendekatan-pendekatan terkini, dan potensi menuju desentralisasi control IoAT dan swarm intelligence.*

Kapabilitas Saat Ini dari Neural-Signal-Based BCI untuk Mengendalikan Perangkat Cerdas

[17] Majoritas penelitian kontrol perangkat pintar berdasarkan jumlah publikasi menggunakan Motor Imagery, visual evoke potential seperti P300 dan SSVEP, dan hybrid. Kelebihan dari paradigma endogenous seperti MI yakni tidak memerlukan stimulasi eksternal sehingga sangat cocok untuk tugas spesifik dan kontrol perangkat jangka panjang, namun memiliki kekurangan berupa latihan panjang, variasi antar individu, dan akurasi yang bergantung pada kemampuan imajinasi motorik individu. Paradigma exogenous seperti

P300 dan SSVEP memiliki sinyal yang relative jelas, SNR tinggi, dan kecepatan input yang cepat. Sehingga cocok digunakan untuk real-time speller dan pemilihan objek atau kontrol UAV sederhana. Namun, penggunaan jangka panjang dapat memengaruhi beban kognitif. sistem Hybrid menawarkan solusi peningkatan akurasi dan fleksibilitas. Sistem hybrid terbukti dapat memperluas jumlah perintah seperti di penelitian [9] membangun paradigm endogenous terdiri dari Motor Imagery, Visual Imagery, dan Speech Imagery yang menghasilkan 11 kelas perintah. Kelas perintah MI terdiri dari kontrol left, right, up, down. VI terdiri dari fall-in, spread-out, split. Dan SI terdiri dari go, stop, follow, return. Hasilnya, grand-average akurasi dari eksperimen MI dan VI sekitar 51.1%-53.2% lebih tinggi dari chance accuracy (25.0% dan sekitaran 33.3%), lalu, akurasi 41.9% untuk eksperimen SI lebih tinggi dari chance accuracy 25.0%.

Ariskitektur sistem hybrid tersebut juga terbukti meningkatkan degree of freedom dari simulasi swarm drone melalui penerapan machine learning dalam analisa akuisisi data EEG MATLAB pada berbagai paradigma BCI berbeda.

Di sisi lain, [52] menunjukan kontrol tangan humanoid robot menggunakan EEG non-invasive di dalam dua mode paradigma EEG: Motor Execution Gerakan fisik dan Motor Imagery. Untuk MI sendiri, hasil decoding 2 kelas pergerakan jari bisa mencapai akurasi rata-rata 80.56% sepanjang 21 subject dan 3 kelas kontrol jari bisa mencapai akurasi rata-rata 60.61% setelah sesi latihan online dan fine-tuning model. Untuk hasil ME hampir sama dengan MI, 2 kelas kontrol jari bisa mencapai akurasi rata-rata 81.10% sepanjang 21 subject dan 60.11% untuk 3 kelas setelah model fine tuning. sampai saat ini, BCI non-invasive memiliki keterbatasan pada angka akurasi terhadap penambahan jumlah kelas, tapi bisa dimitigasi dengan sesi latihan berkelanjutan dan fine-tuning model.

Secara keseluruhan, kapabilitas BCI modern sudah mampu mengendalikan perangkat pintar tunggal dan simulasi swarm. Akan tetapi, seluruh paradigma tersebut masih terbatas pada kontrol diskret/continue dan jumlah perintah kecil, sehingga jika hanya mengandalkan pendekatan tersebut, BCI belum bisa diterapkan dalam kontrol sistem otonom kompleks seperti swarm intelligence yang mengandalkan kendali computer vision dan algoritma AI canggih.

Gap penelitian: dengan klasifikasi kelas diskret dan parameter continue, sistem IoAT atau swarm akan beroperasi secara statis karena tidak bisa mengerti niat manusia secara semantic dalam lingkungan interaksi dinamis. Dengan hanya mengandalkan pendekatan tersebut, IoAT akan mengalami masalah keterbatasan aksi, penurunan akurasi signifikan, dan ambiguitas misi. Sehingga algoritma AI canggih, sensor lingkungan dan robotic motion intelligence swarm tanpa kontrol manusia seperti di penelitian [53] [54] lebih unggul dari pendekatan integrasi BCI-Swarm.

Pendekatan-Pendekatan Terkini untuk Decoding dan Kendali

Pendekatan terkini dalam decoding data EEG mulai bergeser dari pipeline BCI tradisional yang mengandalkan algoritma machine learning klasik, feature engineering, selection dan extraction manual dan preprocessing berat, ke proses decoding modern yang menggunakan input formulation, normalization, dan model deep learning.

Fungsi utama *preprocessing* adalah meningkatkan signal-to-noise ratio dengan mengurangi artefak biologis dan lingkungan Berdasarkan survei sistematis [20] menuliskan 96.7% dari studi klasifikasi EEG masih bergantung pada preprocessing. Beberapa penelitian membandingkan kinerja model tanpa preprocessing dengan langkah-langkah preprocessing ringan seperti *band-pass filter*, *notch filter*, dan *baseline correction*. Hasilnya, preprocessing ringan secara konsisten meningkatkan akurasi decoding. [21] menegaskan

bahwa preprocessing ringan meningkatkan performa CNN/EEGNet sedangkan artifact correction berat dapat menurunkan performa dan menambah latency.

Di sisi lain, [5] memperkenalkan konsep input formulation yang merupakan cara mentransformasikan sinyal EEG mentah menjadi format input representatif yang cocok untuk model machine learning/deep learning. Input formulation dikategorikan menjadi data eeg mentah, topology-preserving images, dan calculated features. [22] mengajukan metode baru bernama Asymmetric Windowing Recurrence Plots (AWRP) yaitu data EEG mentah berbentuk time-series diambil dari dataset DEAP/SEEP, lalu diterapkan metode tersebut yang menghasilkan representasi gambar 2D matrix kaya texture, serta mencapai klasifikasi akurasi sekitar 99.84% dalam pengenalan emosi. Dan [24] menggunakan metode untuk mengubah 1D series vector data menjadi 2D peta gambar yang cocok dimasukkan ke model CNN. Untuk domain lain selain BCI, penelitian [14] menunjukkan bor pipa marine juga memiliki sinyal akustik/mekanikal lemah karena noise lingkungan marine dan vibrasi mekanikal, sinyal tsb diubah menjadi time-frequency representation menggunakan metode short-time Fourier transform dan wavelet transform. Sedangkan studi [15] menegaskan pentingnya ekstraksi fitur multi-level spatial-spectral dan representasi non-Euclidean melalui Graph CNN. Prinsip ini paralel dengan kebutuhan representasi modern EEG yang bergantung pada struktur spatial antar-kanal dan dinamika frekuensi.

Berdasarkan sintesis dari penelitian [25] [26] [27] [28], decoding EEG berbasis Motor Imagery saat ini masih menghadapi empat hambatan utama: (1) akurasi cross-subject yang belum stabil di atas 90%, walau penelitian sudah mencapai (2) meskipun penelitian [25] memiliki latency inferensi cepat (0.025 s) dan mencapai akurasi 88.5% pada cross-subject dan 98.7% pada within-subject dengan rata-rata latency

inferensi 200 ms untuk model CNN-LSTM, Sebagian besar pendekatan masih memerlukan window time sekitar 4-6 detik seperti pada [27] [25] sehingga tidak memenuhi kebutuhan kontrol real-time, (3) mayoritas studi mengandalkan pelatihan offline, sehingga membutuhkan kalibrasi per subjek. dan (4) kompleksitas model yang tinggi pada penelitian [27] [28] memerlukan GPU kuat dan belum efisien pada perangkat edge. Di sisi lain, Penelitian [13] untuk decoding handwriting, pertama kali, menerapkan decoding pipeline EEdGeNet untuk inferensi real-time di perangkat hardware edge (NVIDIA Jetson TX2) dengan seleksi 10 fitur relevan menggunakan Pearson correlation, berhasil mencapai akurasi 88.84% dan mengurangi inferensi latency sebesar 4.51 x dibandingkan dengan set 80 fitur penuh (dari 914.18 ms ke 202.62 ms) dan mengurangi overhead komputasi dari perangkat NVIDIA Jetson TX2.

Potensi Menuju Kendali Desentralisasi Swarm Intelligence

[8] Eksperimen kontrol 4 kelas aksi “hovering” “splitting” “dispering” “aggregating” di dalam simulasi MATLAB berbasis robotics toolbox dan pengembangan algoritma swarm drone, 7 subject melakukan Visual Imagery, memvisualisasikan perubahan koordinasi 50 unit drone di peta grid 2D. grand average accuracy lebih tinggi dari chance level accuracy, mendapatkan 36,7% di semua subjek dan hasil terendah 28.4% di subjek ke 3.

[16] desain arsitektur kontrol UAV portable dan efisien via headset berbasis EEG dan EOG dan software-open source untuk pemrosesan dan klasifikasi perintah dikirim ke UAV melalui Wi-Fi. Kontrol diskret perintah seperti: 2 kedipan mata berturut = take off; 3 kedipan mata berturut = land; peningkatan β -rhythms = maju 20 cm; peningkatan α -rhythms = mundur 20 cm. karena beban komputasi tinggi pada CPU smartphone, software tsb menggunakan 2 benang terpisah: satu untuk sinyal pemrosesan dan visualisasi data melalui grafik dan satunya lagi untuk

memproduksi dan mengirim perintah ke drone

[7] meneliti tentang interaksi sebuah quadcopter berbasis Motor Imagery, SSVEP, dan EOG yang dimana 5 kelas hasil klasifikasi diimpor ke dalam Net Amps 300 amplifier, lalu dikirim ke single chip onboard tertanam di dalam quadcopter melalui Wi-Fi. Status penerbangan drone dipresentasikan kepada user melalui monitor yang direkam kamera

[9] 5 subject, total 11 kelas, berbasis paradigma Motor Imagery, Visual Imagery, dan Speech Imagery dengan adopsi Robot Operating Sistem robot dalam menyambungkan komunikasi antara MATLAB dengan module kontrol swarm drone mencapai rata-rata akurasi 41.1%-53.2%.

[10] Integrasi EEG 128 kanal dengan Virtual Reality berbasis EEG dan SSVEP, 3 quadcopter dengan sistem penangkapan Gerak optic inframerah dan algoritma di dalam MATLAB / Simulink, dan digital twin di Unity 3D. Subject dapat mengarahkan single quadcopter dengan tatapan dominan pada 4 kelas stimulu, pemilihan koordnansi melalui tatapan fixtated, dan memindahkan swarm kecil dengan aturan formation controller di Robot Operating System. Akurasi kontrol online rata-rata mencapai ~86–90% Dengan Information Transfer Rate (ITR) sebesar 3.13 bit/min.

Gap penelitian: Sampai saat ini, penelitian-penelitian mengenai kontrol berbagai perangkat pintar dan swarm via brain-computer interface, belum diintegrasikan dengan mekanisme dari swarm/IoAT intelligence berkemampuan environment mapping [56] [53] [54] motion intelligence, dan algoritma AI adaptif [43]-[46].

Berdasarkan review literature, ditemukan beberapa halangan utama dalam implementasi BCI-based EEG dalam kendali IoAT/swarm meliputi

Halangan pertama, klasifikasi akurasi yang tidak stabil, performa akurasi menurun seiring penambahan kelas klasifikasi diskret menandakan

bahwa pendekatan tersebut tidaklah efektif dalam kendali IoAT.

Karenanya, penelitian [34] bisa mengisi sebagian gap mengenai keterbatasan klasifikasi diskret dengan menerapkan klasifikasi bukan berdasarkan kelas diskret statis (mis: go right, aggregate, seperate) tetapi berdasarkan kamus perilaku robot terkonfigurasi yang bisa dicari secara efisien oleh pengguna BCI. Setelah behavior dipilih maka IoAT akan menjalankan algoritmanya sendiri berdasarkan kamus.

Halangan kedua, belum ada cara efisien untuk mengubah hasil output neural decoder atau kamus perilaku terkonfigurasi menjadi representasi makna (struktur semantic high-level intent) yang dapat dimengerti oleh swarm intelligence secara otonom disaat perubahan kondisi dunia terjadi secara dinamis. Dengan telah tersebut, pendekatan framework intent translation for IoT, LLM, dan semantic intent translation bisa berpotensi dalam menutup gap penelitian yang berhubungan dengan produksi high-level semantic intent.

Halangan ketiga, keterbatasan inferensi local dan edge computing pada eksperimen BCI decoding yang berjalan langsung di perangkat edge, serta keamanan jaringan dan data privasi pengguna.

Federated learning memungkinkan pelatihan model pembelajaran pada perangkat IoAT tanpa perlu berbagi data privasi dari pengguna EEG, sehingga memungkinkan komputasi sambil menjaga data privasi. Studi [58] mengembangkan federated learning untuk EEG lintas subjek dengan tailored mixup, meningkatkan generalisasi antar individu sambil menjaga privasi tanpa pertukaran data antar pengguna. [38] menjelaskan potensi TinyML dan Decentralized Federated Learning untuk menjalankan model pembelajaran pada perangkat berdaya rendah tanpa cloud, menjaga privasi, serta meninjau TinyML, FL terpusat, dan DFL yang mencapai konsensus melalui pertukaran parameter antarnode.

Halangan keempat, belum ada penerapan mekanisme swarm intelligence untuk kordinasi multi-agent seperti task-allocation, consensus-decision making, dan trajectory planning pada eksperimen BCI-based EEG.

Swarm intelligence tidak memiliki hirarki social ataupun pemimpin yang memberikan perintah. Swarm bersifat robust terhadap single point of failure, uniknya, struktur formasi dan perilaku kolektif muncul otomatis setelah interaksi local dan perubahan lingkungan.

Halangan kelima, sistem BCI belum ada mekanisme komunikasi cybernetic dan pengiriman feedback real time antara manusia dengan IoAT / Swarm intelligence.

[50] mendesain arsitektur holistic untuk interaksi human-swarm dengan menyatukan manusia, swarm, dan interface ke dalam satu sistem cybernetic loop, disebut dengan joint-human-swarm loop. Cybernetic loop mensinkronkan antara persepsi dan aksi, bersifat loop dua arah tertutup yang dimana manusia melihat visual swarm melalui interface, otak memproses tampilan, otomatis mengirim sinyal keputusan lalu, swarm menerima sinyal dan mengubah perilakunya, kemudian, swarm mengirim balik data visual baru ke interface manusia melalui kamera drone, LiDAR, AR projection, atau sensor swarm, manusia melihat perubahan baru dan otak menyesuaikan respons. Proses tersebut terjadi terus-menerus dalam waktu sangat singkat. Model ini lebih fleksible ketimbang metode terpusat penuh. Dengan konsep ‘unity’, swarm dapat beradaptasi secara perilaku jika manusia mengalami kognitif overload atau stress, dan sebaliknya.

Lapisan ini memungkinkan manusia dan kawanan IoAT atau swarm intelligence berinteraksi dua arah dalam siklus umpan balik. Berguna untuk adaptasi antara sistem-manusia-IoAT secara real-time.

[48] studi ini memperkenalkan model massa-pegas-peredam yang secara mekanis digerakan oleh tangan manusia lalu swarm memberi umpan balik ke

manusia melalui vibrotacticle glove, menggunakan bantuan Crazyfile 2.0 untuk validasi algoritma kontrol dalam simulasi 3D dan uji nyata.

Penutup: BCI-based EEG sendiri kurang efektif jika digunakan dalam kendali swarm/IoAT langsung karena sifatnya yang masih terbatas, statis, dan diskret. Namun, BCI-based EEG dengan integrasi mekanisme yang disebutkan, dapat digunakan untuk optimasi dan pengarahan tujuan swarm /IoAT intelligence agar niat manusia selaras dengan perilaku IoAT.

SIMPULAN

Penelitian ini menelaah tantangan utama dalam penggunaan EEG–BCI sebagai kendali bagi Internet of Autonomous Things (IoAT) dan sistem swarm intelligence. Melalui kajian literatur, dapat disimpulkan bahwa salah satu hambatan terbesar pada BCI-EEG terletak pada penurunan akurasi klasifikasi ketika jumlah kelas perintah meningkat. Pendekatan behavior dictionary dan bisector selection terbukti menjadi strategi efektif untuk mengurangi kebutuhan jumlah kelas EEG, karena pengguna hanya memilih kategori perilaku secara bertahap (binary/bisect), sehingga kompleksitas kontrol tetap rendah namun tetap mampu menghasilkan beragam perilaku swarm.

Di sisi lain, kendala IoAT tidak hanya terletak pada decoding EEG, tetapi juga pada kurangnya kemampuan sistem untuk memahami niat manusia pada level semantik. Oleh karena itu, model bahasa besar (LLM) dan semantic intent translation berpotensi menjadi lapisan perantara yang menerjemahkan output neural decoder menjadi representasi niat (intent) yang dapat dibaca sistem, seperti struktur aksi berbasis ontologi atau high-level policy.

Representasi tersebut dapat didistribusikan ke perangkat IoAT melalui arsitektur terdesentralisasi (mesh/edge), sehingga setiap node dapat mengeksekusi instruksi tanpa berbagi data

EEG mentah dan tetap menjaga privasi. Selain itu, kontribusi lain datang dari penggunaan Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) dan federated learning untuk meningkatkan kemampuan otonomi agen IoAT. Model ini memungkinkan setiap perangkat belajar dari pengalaman lokal tanpa harus mengirimkan data sensitif, serta memberi fleksibilitas pada agent untuk menyesuaikan perilaku terhadap kondisi fisiologis manusia (misalnya tingkat stres atau fokus dari sinyal EEG tertentu). Untuk memastikan keamanan integrasi manusia-IoAT, diperlukan mekanisme validasi dan otorisasi pada setiap transaksi niat ataupun perilaku swarm.

Meskipun teknologi blockchain dapat digunakan, implementasinya harus memperhatikan latensi sistem real-time. Alternatif yang lebih sesuai adalah lightweight consensus atau trust-based distributed control yang tetap aman namun tidak menghambat respons robot atau node IoAT. Pada tahap eksekusi, IoAT dan swarm robot perlu mengandalkan model swarm yang memang dirancang untuk koordinasi fisik, seperti self-driven particle model, Reynolds flocking, distributed consensus, atau artificial pheromone communication. Agar interaksi manusia-IoAT menjadi benar-benar sirkular, diperlukan loop umpan balik cybernetic, misalnya melalui getaran, visual, atau haptic, sehingga manusia mendapatkan informasi kondisi swarm secara real-time dan dapat menyesuaikan niatnya secara adaptif. Arah pengembangan selanjutnya bisa dimulai dari 5 halangan utama dalam implementasi sistem, sebagaimana disebutkan dalam literature review ini.

DAFTAR PUSTAKA

A Survey on Intent-Based Networking
an Intent-Based Management Framework
for On-Device Artificial Intelligence
in Smart Factory
EEG-based Brain-Computer Interfaces
(BCIs): A Survey of Recent Studies
on Signal Sensing Technologies and

Computational Intelligence
Approaches and Their Applications.
Recent applications of EEG-based brain-
computer-interface in the medical
field, Xiu-Yun Liu, Wen-Long
Wang, Miao Liu, Ming-Yi Chen
“An in-depth survey on Deep Learning-
based Motor Imagery
Electroencephalogram (EEG)
classification
Multimodal Brain-Computer Interfaces:
AI-powered Decoding
Methodologies
Quadcopter Flight Control Using a Non-
invasive Multi-Modal Brain
Computer Interface
Towards Brain-Computer Interfaces for
Drone Swarm Control” (Jeong et al.,
2020)
Design of an EEG-based Drone Swarm
Control System using Endogenous
BCI Paradigms
A VR-based BCI interactive system for
UAV swarm control” Deng et al.
(2023)
A Review of Swarm Robotics in a
NutShell,
Human Interaction with Robot Swarms: A
Survey
“Low-Latency Neural Inference on an
Edge Device for Real-Time
Handwriting Recognition from EEG
Signals
Time-Frequency Feature Extraction
Method for Weak Acoustic Signals
from Drill Pipe of Seafloor Drill
A Multilevel Spatial and Spectral Feature
Extraction Network for Marine Oil
Spill Monitoring Using Airborne
Hyperspectral
“Control of Unmanned Vehicles in Smart
Cities Using a Multi-Modal Brain-
Computer Interface
Past, Present, and Future of EEG-Based
BCI Applications” oleh Vărbu et al.
(2022).
Control of a Robot Arm Using Decoded
Joint Angles from
Electrocorticograms in Primate
*Communication in the paralyzed:
Demonstration of intracortical brain
– computer interface performance
Survey on the Research Direction of*

- EEG-Based Signal Processing
How EEG Preprocessing Shapes
Decoding Performance”
- Asymmetric Windowing Recurrence Plots
on Input Formulation for Human
Emotion Recognition
- Cascade and Parallel Convolutional
Recurrent Neural Networks on EEG-
based Intention Recognition for
Brain Computer Interface
- EEG-Based Mobile Robot Control Using
Deep Learning and ROS Integration
- EEG-Inception: An Accurate and Robust
End-to End Neural Network for
EEG-based Motor Imagery
Classification
- A Novel 3D Approach with a CNN and
Swin Transformer for Decoding
EEG-Based Motor Imagery
Classification
- Multi-scale convolutional transformer
network for motor imagery brain-
computer interface
- A Design of IoT Device Configuration
Translator for Intent-Based IoT-
Cloud Services
- LLM-based policy generation for intent-
based management of applications
- Evaluating Large Language Models for
Optimized Intent Translation and
Contradiction Detection Using KNN
in IBN
- Sustainable LLM Inference for Edge AI:
Evaluating Quantized LLMs for
Energy Efficiency, Output Accuracy,
and Inference Latency” Husom et al.
(2025)
- CoSense-LLM: Semantics-at-the-Edge
with Costand Uncertainty-Aware
Cloud–Edge Cooperation” Akgül et
al. (2025) dalam “CoSense-LLM
- A Low-complexity Brain-computer
Interface for High-complexity Robot
Swarm Control
- GLAS: Global-to-Local Safe Autonomy
Synthesis for Multi-Robot Motion
Planning with End-to-End Learning
- Wireless Mesh Networking: An IoT-
Oriented Perspective Survey on
Relevant Technologie” (2023)
- Ultra-Reliable IoT Communications with
UAVs: A Swarm Use Case
- A Joint Survey in Decentralized
Federated Learning and TinyML:
ABrief Introduction to Swarm
Learning
- “A blockchain security module for brain-
computer interface (BCI) with
Multimedia Life Cycle Framework
(MLCF)
- CBCIoT: A Consensus Algorithm for
Blockchain-Based IoT Application
- Magnetic swarm intelligence of mass-
produced, programmable microrobot
assemblies for versatile task
execution
- “Fire ants self-assemble into waterproof
rafts to survive floods”
- Swarm intelligence: A survey of model
classification and applications
- Consensus decision-making in artificial
swarms via entropy-based local
negotiation and preference updating
- A Local Information Aggregation based
Multi-Agent Reinforcement Learning
for Robot Swarm Dynamic Task
Allocation
- Model-aided Federated Reinforcement
Learning for Multi-UAV Trajectory
Planning in IoT Networks”
- Training Machine Learning models at the
Edge: A Survey (Khouas et al., 2024)
- SwarmTouch: Tactile Interaction of
Human with Impedance Controlled
Swarm of Nano-Quadrotors
- Adaptive Human-Swarm Interaction
based on Workload Measurement
using Functional Near-Infrared
Spectroscopy”
- The design of self-organizing human-
swarm intelligence
- Swarm Robotics: A Perspective on the
Latest Reviewed Concepts and
Applications” (Khan et al., 2023)
- EEG-based brain-computer interface
enables real-time robotic hand
control at individual finger level
- VGAI: End-to-End Learning of
Vision-Based Decentralized
Controllers for Robot Swarms
- Enhancing Robot Behavior with EEG,
Reinforcement Learning and
Beyond: A Review of Techniques in
Collaborative Robotics
- Edge computing powers aerial swarms in
sensing, communication

*Semantic Knowledge - Based
Hierarchical Planning Approach for
Multi-Robot Systems*

*mixEEG: Enhancing EEG Federated
Learning for Cross-subject EEG*

*Classification with Tailored Mixup.
on-device Training A First Overview on
Existing Systems*

*Intention Recognition for Multiple AUVs
in a Collaborative Search Mission*