

Title: Machine learning-based strategies for detection and application of neurobiological error-related reinforcement signals in brain-computer interfaces.

Applicant: Aline Xavier Fidêncio

Brain-computer interfaces (BCIs) use neural signal recordings to enable communication between the brain and external devices. Their purpose is to provide patients with motor impairments with an interaction interface to systems that can be used to improve their life quality, such as rehabilitation devices. Neural data is typically recorded non-invasively with electrodes placed on the scalp surface. However, the decoding of neural signals is still a challenging task. Reaching a high classification accuracy is difficult for many individuals, and extensive daily calibration might be required, which motivates research around adaptive systems. The work presented in this thesis investigates how known neurobiological reinforcement signals, namely error-related potentials (ErrPs), can be applied in BCIs. ErrPs are known to be elicited in the human brain under various situations, including when the user perceives an error made by the system during an interaction task. These signals have been applied to improve BCIs, e.g., by correcting the BCI output upon error detection. This thesis introduces several studies conducted to investigate the development and validation of a novel BCI learning framework combining ErrP and reinforcement learning (RL) to expand from the traditional error correction to a learning approach. The research covers feasibility studies validating a novel experimental task, which is used to examine how the neural signals encompassing the user's intention, recorded with the motor imagery BCI paradigm, can be mapped into actions through RL algorithms that apply the interaction ErrP as a reward signal. Moreover, the theoretical and practical robustness of the introduced ErrP-RL framework is rigorously validated through the comprehensive analysis of detection error effects across multiple datasets, including both an open-source benchmark and the novel experimental data recorded. Through the systematic simulation of neural signals, this work further explores the possibilities within the adaptive BCI approach. Results demonstrate the feasibility of the proposed approaches while highlighting the challenges in the reliable elicitation and detection of the applied neural signals. The introduced generic ErrP classifier based on simulated subjects reaches balanced accuracies of 72.9%, 62.7%, 71.0%, and 70.8% across datasets, with promising generalization capabilities as no further training or adaptation was applied. Two contextual bandit agents perform with accuracies of 72.4% and 72.2% in the benchmark dataset and 62.7% in our dataset, demonstrating the feasibility of the approach to map the user's intention onto actions, but also the closed-loop performance dependency on input data quality. The analysis of agents' performance under suboptimal ErrP decoding accuracy further highlights the dependency on the underlying baseline accuracy, indicating some negative effect mitigation with proper hyperparameter choice and enough data.

Titel: Strategien basierend auf maschinellem Lernen zur Erkennung und Anwendung neurobiologischer fehlerbezogener Verstärkungssignale in Gehirn-Computer-Schnittstellen | **Antragsstellerin:** Aline Xavier Fidêncio

Gehirn-Computer-Schnittstellen (BCI) nutzen neuronale Signale zur Kommunikation zwischen dem Gehirn und Geräten. Sie bieten Patienten mit motorischen Beeinträchtigungen eine Schnittstelle zu Systemen, die zur Verbesserung ihrer Lebensqualität dienen, z.B. Rehabilitationsgeräte. Neuronale Daten werden oft nicht-invasiv mit Elektroden auf der Kopfhaut erfasst. Das Dekodieren dieser Signale für viele Individuen ist schwierig und kann eine aufwändige tägliche Kalibrierung verlangen. Das motiviert die Forschung zu adaptiven Systemen. In dieser Arbeit wird der Einsatz von neurobiologischen fehlerbezogenen Potenzialen (ErrPs) in BCIs untersucht. ErrPs werden im menschlichen Gehirn u.a. ausgelöst, wenn der Benutzer einen Fehler wahrnimmt, den das System während einer Interaktion macht. Sie wurden zur Verbesserung von BCIs eingesetzt, z.B. zur Fehlerkorrektur der BCI-Ausgabe. Außerdem werden Studien vorgestellt, die die Entwicklung und Validierung eines neuartigen BCI-Lernsystems untersucht haben, welches ErrP und Reinforcement Learning (RL) kombiniert, um den traditionellen Fehlerkorrektur- zu einem Lernansatz zu erweitern. Die Arbeit umfasst Studien die eine neue experimentelle Aufgabe validieren, welche untersucht, wie mit dem Motor Imagery BCI-Paradigma erfasste neuronale Signale, die die Nutzerabsicht beinhalten, durch RL-Algorithmen, die das Interaktions-ErrP als Belohnungssignal anwenden, in Aktionen übersetzt werden können. Weiterhin wird die theoretische und praktische Zuverlässigkeit des vorgestellten ErrP-RL-Frameworks durch die umfassende Analyse von Erkennungsfehlereffekten in mehreren Datensätzen, inkl. eines Open-Source-Benchmarks und neu aufgezeichneten experimentellen Daten validiert. Durch die systematische Simulation von neuronalen Signalen werden hier die Möglichkeiten des adaptiven BCI-Ansatzes weiter erforscht. Die Ergebnisse zeigen die Umsetzbarkeit der vorgeschlagenen Ansätze und verdeutlichen die Herausforderungen bei der zuverlässigen Erhebung/Erkennung der verwendeten Signale. Der eingeführte generische ErrP-Klassifizierer, basierend auf simulierten Probanden, erreicht ausgewogene Genauigkeiten von 72,9%, 62,7%, 71,0% und 70,8% über alle Datensätze hinweg, mit vielversprechenden Generalisierungsfähigkeiten, da kein weiteres Trainieren/Anpassen durchgeführt wurde. Zwei kontextuelle Bandit-Agenten erreichen im Benchmark-Datensatz eine Genauigkeit von 72,4% und 72,2 % und in unserem Datensatz 62,7%. Dies zeigt sowohl die Umsetzbarkeit des Ansatzes, die Absicht des Benutzers auf Aktionen abzubilden, als auch die Abhängigkeit der Qualität der Input-Daten. Die Analyse der Agenten bei nicht optimaler ErrP-Dekodiergenauigkeit unterstreicht die Abhängigkeit von der Basisgenauigkeit und deutet auf eine Abschwächung des negativen Effekts bei richtiger Wahl der Parameter und ausreichenden Daten hin.