

ABSTRACT

This master's thesis addresses the detection and prediction of fatigue in climbing using Inertial Measurement Unit (IMU) sensor data. The work pursues two main objectives: the generation of a novel study-based dataset and the subsequent development of a data-driven predictive model for the fatigue state.

To generate the data, a controlled study was conducted with ten participants. The subjects were equipped with a self-developed multi-sensor recording system to capture movement data using IMU sensors while climbing. The progressive fatigue development over time was quantified as the target variable through several objective force measurements and subjective questionnaires. A central contribution of the work is the creation of a transparent and reproducible dataset which will be made publicly available after the study's conclusion to ensure the reproducibility of the results and facilitate future research.

Two different machine learning model architectures were developed and compared to predict fatigue. The first architecture is a feature-based regression model using XGBoost. Relevant features, such as movement amplitudes and frequency components, were manually extracted from the IMU time series. The second architecture is a raw data-based deep learning model with an attention mechanism, which operates directly on the unprocessed sensor data. The attention mechanism allows the model to automatically identify and weight the most important movement patterns for the prediction.

The results demonstrated a significant superiority of both models compared to simple baseline approaches, particularly in the accuracy of the prediction values. The XGBoost model identified that frequency features of leg movements possessed the highest predictive power for fatigue. The attention model yielded the best prediction results and exhibited good generalization ability. This work confirms the potential of IMU sensor data in conjunction with advanced machine learning methods for the objective assessment of performance loss in climbing.

ZUSAMMENFASSUNG

Diese Masterarbeit befasst sich mit der Erkennung und Vorhersage von Ermüdung im Klettersport unter Verwendung von IMU-Sensordaten. Die Arbeit verfolgt zwei Hauptziele: die Generierung eines neuartigen, studienbasierten Datensatzes und die darauf aufbauende Entwicklung eines datenbasierten Vorhersagemodells für den Ermüdungszustand.

Zur Datenerhebung wurde eine kontrollierte Studie mit zehn Probanden durchgeführt. Mithilfe eines eigenentwickelten Multi-Sensor-Aufzeichnungssystems wurden die Bewegungsdaten während des Kletterns durch IMU-Sensoren erfasst. Die progressive Ermüdung über die Zeit hinweg wurde dabei durch objektive Kraftmessungen und subjektive Befragungen als Zielgröße quantifiziert. Ein zentraler Beitrag der Arbeit ist die Schaffung eines transparenten und nachvollziehbaren Datensatzes, der nach Abschluss der Studie öffentlich zugänglich gemacht wird, um die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten und zukünftige Forschung zu ermöglichen.

Zur Vorhersage der Ermüdung wurden zwei unterschiedliche Modellarchitekturen entwickelt und verglichen. Die erste Architektur ist ein Feature-basiertes Regressionsmodell mit XGBoost. Hierbei wurden relevante Merkmale wie Bewegungsamplituden und Frequenzkomponenten manuell aus den IMU-Zeitreihen extrahiert. Die zweite Architektur ist ein Rohdaten-basiertes Deep-Learning-Modell mit Attention-Mechanismus, das direkt auf den unverarbeiteten Sensordaten arbeitet. Der Attention-Mechanismus ermöglicht es dem Modell, die für die Vorhersage wichtigsten Bewegungsmuster automatisch zu identifizieren und zu gewichten.

Die Ergebnisse zeigten eine signifikante Überlegenheit beider Modelle gegenüber einfachen Baseline-Ansätzen, insbesondere bei der Genauigkeit der Vorhersagewerte. Das XGBoost-Modell identifizierte, dass Frequenzmerkmale der Beinbewegungen die höchste Vorhersagekraft für die Ermüdung besaßen. Das Attention-Modell erzielte die besten Vorhersageergebnisse und zeigten eine gute Generalisierungsfähigkeit. Die Arbeit bestätigt damit das Potenzial fortschrittlicher Machine-Learning-Verfahren zur Entwicklung objektiver Monitoring-Tools für die Leistungsbeurteilung und Trainingssteuerung im Klettersport.