

# DeepBCG

KI-gestützte Anomalieerkennung in BCG-Signalen

<b>Programm / Ausschreibung</b>	FORPA, Dissertaionen 2024, Industrienae Dissertationen 2025	<b>Status</b>	laufend
<b>Projektstart</b>	01.10.2025	<b>Projektende</b>	30.09.2028
<b>Zeitraum</b>	2025 - 2028	<b>Projektlaufzeit</b>	36 Monate
<b>Keywords</b>	Ballistokardiographie, Anomalieerkennung, Generative Künstliche Intelligenz, Biosignalanalyse		

## Projektbeschreibung

Herz-Kreislauf-Erkrankungen sind nach wie vor eine der weltweit führenden Todesursachen. Eine zuverlässige und frühzeitige Erkennung kardialer Anomalien kann deshalb eintscheidend sein, schwerwiegende Komplikationen wie Schlaganfälle zu vermeiden. Während das Elektrokardiogramm (EKG) als diagnostischer Standard seit vielen Jahren etabliert ist, erfolgt diese in der Regel kabelgebunden und ermöglicht deshalb lediglich Momentaufnahmen. Die Ballistokardiographie (BCG) hingegen erlaubt eine kontinuierliche, nicht-invasive Überwachung der Herzaktivität, etwa durch Sensorintegration in Betten oder Waagen. Obwohl das Prinzip der Ballistocardiogrphahie schon Mitte des vorigen Jahrhunderts entdeckt wurde, ist das Ballistokardio-graphiesignal im Vergleich zum ECG noch wesentlich weniger erforscht und es gibt kaum publizierte Methoden zur Anomalieerkennung in BCG-Signalen. Dies ist zum einen auf die wesentlich kleinere Verbreitung von BCG im Gesundheitswesen und andererseits auf eine erschwerte Standardisierung der Signalakquisition zurückzuführen.

Ziel des Projekts ist die Entwicklung und Evaluierung generativer KI-Methoden zur Erkennung von pathologisch relevanten Anomalien in BCG-Daten. Da pathologische BCG-Daten im Gegensatz zu EKG-Daten nur in geringem Ausmaß verfügbar sind, liegt der Fokus der Methodenentwicklung auf Self- bzw. Unsupervised Learning. Dies werden in Kombination mit Ansätzen wie Generative Adversarial Networks (GANs), Diffusionsmodelle und strukturierte Zustandsraummodelle (SSMs) werden, die auf nicht pathologischen Daten trainiert werden, und darauf abzielen, Abweichungen als Anomalien zu erkennen. Dafür sollen sowohl personenspezifische Trainingsmethoden, also auch generalisierte Modellierungsansätze entwickelt bzw evaluiert werden.

Für die Auswahl und Entwicklung geeigneter Ansätze ist neben der Verwendung von öffentlich zugänglichen BCG-Daten auch der Transfer von etablierten Anomalieerkennungsverfahren aus der EKG-Domäne auf die BCG-Domäne ein zentraler Punkt des Projekts. Durch die Anwendung von Transfer Learning sollen Prinzipien bzw Modelle aus der gut erforschten EKG-Signalverarbeitung genutzt werden, um robuste Modelle für die Anomalieerkennung in BCG-Daten zu entwickeln. Darüber hinaus werden Ansätze zur Simulation pathologischer BCG-Signale, die eine verbesserte Evaluierung der entwickelten Modelle ermöglichen und das Problem der Datenknappheit im Hinblick auf BCG-Daten vermindern sollen, erforscht.

Die in diesem Projekt entwickelten Methoden haben das Potenzial, ein kontinuierliches, kabelloses Monitoring im Bereich der niedergelassenen Krankenpflege, sowie im häuslichen Umfeld zu ermöglichen und die Früherkennung kardialer Erkrankungen signifikant zu verbessern. Damit leistet das Vorhaben einen wichtigen Beitrag zur personalisierten

## **Abstract**

Cardiovascular diseases are among the leading causes of death worldwide. Early and reliable detection of cardiac anomalies is therefore essential for the prevention of severe complications such as cardiac infarctions and stroke. While electrocardiography (ECG) is the clinical gold standard for cardiac monitoring, it requires wiring and cannot be applied for longer timespans, without burdening the person that is monitored. In contrast to this, ballistocardiography (BCG) allows continuous, non-invasive monitoring of cardiac activity by integrating the necessary sensors in beds or mattresses. Still, however, automated detection of anomalies in BCG signals remains an underexplored and unsolved challenge.

This project aims to develop novel generative AI-based methods for cardiac anomaly detection in BCG signals. Due to the lack of pathological BCG data, the focus lies on self-supervised and unsupervised learning approaches. These approaches shall be combined with methods with generative deep learning methods, including Generative Adversarial Networks (GANs), diffusion models, or structured state space models (SSMs). These models will be trained on non-pathologic data samples and detect deviations as potential anomalies.

Apart from using publicly available BCG-Data for developing anomaly detection approaches for ballistocardiography, transfer learning methods shall also be tested and used to adapt knowledge and models derived from large-scale ECG datasets to the BCG context, taking into account the physiological and statistical differences between the signal types. In addition, approaches to generate physiologically plausible pathological BCG patterns shall be investigated, enabling rigorous validation of the proposed methods in the absence of real pathological data.

By combining state-of-the-art deep learning approaches with biomedical signal analysis, the project addresses one of the major challenges in digital health and cardiovascular monitoring. The developed methods have the potential to enable continuous, unobtrusive cardiac monitoring in home settings as well as professional care environments and to significantly improve the early detection of life-threatening conditions.

## **Projektpartner**

- VASCage GmbH