**Automatische Langlauf Sub-Technik Klassifikation**

Exposé zur Bachelorarbeit

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Verfasser: |  | Louis Feuillet |
|  |  | Herisauer Strasse 86 |
|  |  | 9015 St.Gallen |
|  |  | Louis.feuillet@sud.fhgr.ch |
|  |  |  |
| Referent/in: |  | Martin Bünner |
| Korreferent/in: |  | Stefano Balestra |
| Modul: |  | Bachelor Thesis (cds-904) FS25 |
| Organisation: |  | FHGR - Fachhochschule Graubunden |

Eingereicht am: 09.06.2025

# Inhaltsverzeichnis

[Inhaltsverzeichnis 1—I](#_Toc194943035)

[Abbildungs-, Tabellen-, Abkürzungsverzeichnis 1—II](#_Toc194943036)

[1 Einleitung 1](#_Toc194943037)

[1.1 Forschungsfrage 1](#_Toc194943038)

[2 Methodik 2](#_Toc194943039)

[2.1 Forschungstand 2](#_Toc194943040)

[2.2 Datensatz 3](#_Toc194943041)

[2.3 Sensoren 3](#_Toc194943042)

[2.4 Datenvorverarbeitung 3](#_Toc194943043)

[2.5 Modellwahl 3](#_Toc194943044)

[2.6 Modell Bewertung 4](#_Toc194943045)

[2.7 Metriken 4](#_Toc194943046)

[3 Vorläufige Gliederung 5](#_Toc194943047)

[4 Zeitplan 6](#_Toc194943048)

[5 Verwendete Literatur 7](#_Toc194943049)

[6 Hilfsmittelverzeichnis 9](#_Toc194943050)

# Abbildungs-, Tabellen-, Abkürzungsverzeichnis

# Einleitung

Der Ski-Langlauf laut ist eine Wintersportart, welche sowohl physische Ausdauer als auch technische Präzision erfordert. Da der Sport selbst technisch immer ausgereifter wird, ist es notwendig, jeden Bestandteil des Rennens besser verstehen zu können. Zum einen muss der Athlet jeden Abschnitt der Strecke kennen, um den Energieaufwand entsprechend einteilen zu können (Smith, 1992). Zum anderen braucht es für die Verständigung zwischen Trainer und Athlet eine genaue Definition, an welchem Punkt des Rennens, welcher Bewegung angewendet wird. Nur so kann ein Team sich auf einen Wettkampf effizient vorbereiten (Smith, 1992).

Aus diesem Grund wurde begonnen, die Art der Fortbewegung bei Ski-Langlauf zu definieren (Pellegrini, et al., 2021). Diese Techniken im Ski-Langlauf variieren je nach Terrain, Geschwindigkeit und Stil und werden auch als Gänge («Gears») bezeichnet.

Fortschritte in der Sensortechnologie ermöglichen es Bewegungsdaten präzise zu erfassen. Inertialmesseinheiten (IMUs) (Rindal, et al., 2017) oder Gyroskopen (Jang, et al., 2018) werden werden an verschiedenen Körperstellen wie Brust, Armen, Beinen oder am Ski selbst angebracht und ermöglichen die Echtzeiterfassung von Bewegungsmustern der Athleten.

Zusätzlich ist man mit Hilfe von maschinellem Lernen in der Lage diese Muster zu erkennen. Hierbei werden die definierten Bewegungsmuster zum Trainieren von Machine Learning Modellen benutzt, um die Technik des Läufers hervorzusagen (Pousibet-Garrido, et al., 2024). Der Aufbau dieser Modelle, also deren Architektur sowie die Positionierung der Sensoren spielen hierbei eine wesentliche Rolle für die Genauigkeit der Klassifikation.

In dieser Arbeit werden verschiedene Modell Architekturen untersucht, wie gute diese die Sub-Techniken von Ski-Langläufers/innen voraussagen können. Dazu werden mit Zielvariabel definierte GPS-Daten vorverarbeitet, um die Beschleunigung des Körpers der Athlet/innen in drei Achsen bestimmen zu können. Diese Daten werden anschliessende an verschiedenen Modellen trainiert. Der Aufbau sowie die Genauigkeit dieser Modelle werden ausführlich beschrieben.

## Forschungsfrage

«Welches zu untersuchende Modell kann die Sub-Technik der untersuchte Athlet/innen durch die Umformung der GPS-Daten in Innerbodybeschleunigungen am genauesten voraussagen? »

# Methodik

## Forschungstand

Bei der Literaturanalyse zeigen Untersuchungen einen vergleichbaren Versuchsaufbau wie zur Lösung der Forschungsfrage. Allerdings unterscheiden sich die Eckpunkte wie Sensoren

Rindal et al. (2017) setzten Inertialsensoren (IMU) an Armen und Brust an 10 verschiedenen Probanden ein, um insgesamt acht Sub-Techniken des klassischen Skilanglaufs auf einer Indoor-Strecke zu klassifizieren. Ein Feedforward-Neuronales Netzwerk wurde mit über 8.600 augmentierten Zyklusdaten trainiert, wobei jeder Zyklus normiert und mit "Low-Pass-Filtering" vorverarbeitet wurde.

Tjønnås et al. (2019) verfolgten einen regelbasierten Ansatz auf einer Outdoor-Strecke mit Höhenprofil. Die Erkennung von sechs Sub-Techniken erfolgte durch die Kombination von Bewegungsparametern wie Armsynchronisation, Beinrotation und Skiorientierung basierend auf IMU-Daten, die an Brust, Rücken, Armen und Skiern angebracht waren. Dabei wurde nur auf einer Strecke an sieben Probanden gemessen.

Gløersen und Gilgien (2021) verwendeten ein GNSS-System Sensor (GPS basierend), um auf einem Laufband und zur Validierung an einer echten Strecke die Kopfbewegungen von Probanden zu analysieren. Dabei wurden die Rohdaten mit Fourier-Transformation in Zyklen umgewandelt. Die Klassifikation der 5 gemessenen-Techniken erfolgte über Neuronale Netze und Entscheidungsregeln.

Jang et al. (2018) kombinierten Gyroskopsensoren an Händen, Füßen und Becken mit einem CNN-LSTM-Modell, um acht verschiedene Sub-Techniken in realen Outdoor-Umgebungen zu klassifizieren.

Stöggl et al. (2014) erfassten fünf Sub-Techniken mit einem Smartphone integrierten Beschleunigungssensor auf der Brust. Eine Markov-Kette mit multivariaten Gauß-Verteilungen diente als Klassifikationsmethode, wobei insbesondere mehrstufige Gaussian Convolution zur Signalfilterung und Normierung eingesetzt wurde.

Pousibet-Garrido et al. (2024) zeigten, dass ein IMU-Sensor auf dem Ski ausreicht, um mittels CNN- und LSTM-Netzen zwischen asymmetrischen und symmetrischen Skating-Techniken zu unterscheiden. Die Klassifikation basierte auf dreiachsiger Beschleunigung mit der Definierung der Zyklen durch Zeitfenster.l

Uda et al. (2024) und Takeda et al. (2019) nutzten GNSS-Sensoren mit hoher Präzision zur Sub-Technik-Erkennung auf echten Strecken. Dabei wurde neben der Bereinigung der Terrainneigung und Kurveneffekten auch die Netto-Kopfbewegung als Klassifikationsmerkmal herangezogen. In beiden Untersuchungen basierten auf Waveform-Analyse.

Meland (2017) verfolgte einen klassischen Template-Matching-Ansatz mit einem IMU am Rücken, wobei acht Sub-Techniken analysiert wurden. Die Erkennung basierte auf zyklusbasiertem Resampling, Peakerkennung und Ähnlichkeitsvergleichen mittels Cosine Similarity und Cluster-Analyse.

## Datensatz

Beim Datensatz handelt es sich um professionelle Sportler/innen, welche bei einem Langlauf Wettbewerb in Goms 2024 ein GPS Messgerät auf den Rücken trugen.

Dabei wurden Daten von 8 verschiedene2n Probanden gelabelt, wobei das Geschlecht und die Anzahl Durchgänge Eckdaten in der Tabelle 1 aufgelistet sind.

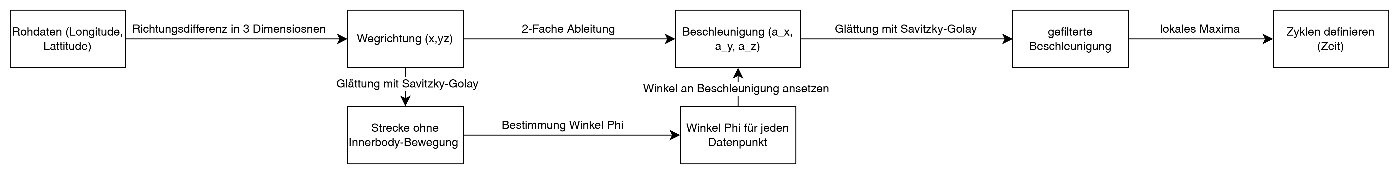
Tabelle : Auflistung der untersuchten Athlet/innen

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Index** | **Geschlecht** | **Anzahl Durchgänge** |
| Proband 1 | M | 4 |
| Proband 2 | F | 2 |
| Proband 3 | F | 1 |
| Proband 4 | F | 2 |
| Proband 5 | M | 1 |
| Proband 6 | M | 1 |
| Proband 7 | M | 1 |
| Proband 8 | F | 1 |

## Sensoren

## Datenvorverarbeitung

Abbildung Flussdiagramm der Datenvorverarbeitung



Anmerkung: Eigene Darstellung

Verwendung von Surrogat-Daten

## Modellwahl

* Forschungslücke
  + Datensatz reicht nicht
  + Muss mit Methodik / Nur GPS + Innerbody Beschleunigung konkretisiert werden
* Methodik definieren
  + Auswahl einschränken (Anhand: Datensatz, Sensoren, Pre-processing)
  + Pipline defnieren mit Pre-Processing
  + Begründen, warum welches Modell genommen wurde (Literatur)
* Datensatz definieren
  + Was ist der Datensatz (Grösse)
  + wie ist die Aufteilung
  + Wie ist die Validierung
  + Eigene Datensätze??
* Pre Processing
  + Genau definieren, mit Surrogate-Daten zeigen, dass es funktioniert

Ein Bild, das Text, Screenshot, Multimedia, Software enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

## Modell Bewertung

## Metriken

Die Genauigkeit der Klassifikationen der Sub-Techniken der zu untersuchenden Modelle wird durch statistische Metriken gemessen, welche auf der Analyse der Vorhersagen des Modells basieren. Hierzu wurde jeweils eine Konfusionsmatrix verwendet, welche die Klassifikationsergebnisse der Modelle einteilt.

Die True Positives (TP) repräsentieren die korrekt als positiv klassifizierten Voraussagen, während die True Negatives (TN) die korrekt als negativ klassifizierten Voraussagen darstellen. False Positives (FP) sind die fälschlicherweise als positiv klassifizierten Voraussagen und False Negatives (FN) sind die Voraussagen, die fälschlicherweise als negativ eingestuft wurden (Géron, 2018).

Die Metrik Genauigkeit misst den Anteil der korrekt klassifizierten Voraussagen im Verhältnis zur Gesamtzahl der Messwerte. Sie wird mit folgender Formel berechnet:

# Vorläufige Gliederung

1 Einleitung

1.1 Forschungsfrage

2 Methodik

2.1 Forschungsstand

2.2 Datensatz

2.3 Datenvorverarbeitung

2.4 Modellwahl

2.5 Metrik

3 Resultate

4 Diskussion

# Zeitplan



# Verwendete Literatur

Bruzzo, J., Perkins, N. & Mikkola, A., 2020. *Embedded inertial measurement unit reveals pole lean angle for cross‑country skiing.* Lappeenranta, Finland: Sports Engineering.

Géron, A., 2018. *Praxiseinstieg Machine Learning mit Scikit-Learn und TensorFlow.* s.l.:O'Reilly.

Gløersen, Ø. & Gilgien, M., 2021. *Classification of Cross-Country Ski Skating Sub-Technique Can Be Automated Using Carrier-Phase Differential GNSS.* Norway: MDPI.

Jang, J. et al., 2018. *A Unified Deep-Learning Model for Classifying the Cross-Country Skiing Techniquea Using Wearable Gyroscope Sensors.* Korea: Sensors.

Johansson, M., Korneliusson, M. & Lizbat Lawrence, N., 2019. *Identifying cross country skiing techniques using power meters in ski poles.* Gothenburg, Sweden: s.n.

Marsland, F. et al., 2012. *Identification of Cross-Country Skiing Movement Patterns Using Micro-Sensors Using Micro-Sensors.* University of Canberra, Australia: Sensors.

Meland, H. J., 2017. *Automated detection and classification of movement cycles in cross-country skiing through analysis of inertial sensor data.* Oslo, Norway: Norwegian University of Science and Technology.

Pellegrini, B. et al., 2021. *Methodological Guidelines Designed to Improve the Quality of Research on Cross‑Country Skiing.* s.l.:springer.

Polo-Rodríguez, A. et al., 2025. *A Comparative Study of Plantar Pressure and Inertial Sensors for Cross-Country Ski Classification Using Deep Learning.* Granada, Spain: Sensors.

Pousibet-Garrido, A. et al., 2024. *Gear Classification in Skating Cross-Country Skiing Using Inertial Sensors and Deep Learning.* University of Granada: Sensors.

Rassem, A., El-Beltagy, M. & Saleh, M., 2017. *Cross-Country Skiing Gears Classification using Deep Learning.* s.l.:Cornell University .

Rindal, O. M. H. et al., 2017. *Automatic Classification of Sub-Techniques in classical Cross-Country Skiing using a Machine Learning Algorithm on Micro-Sensor Data.* Norwegian University of Science and Technology: Sensors.

Seeberg, T. M. et al., 2017. *A multi-sensor system for automatic analysis of classical crosscountry skiing techniques.* online: Springer.

Smith, G. A., 1992. *Biomechanical analysis of cross-country skiing techniques.* Oregon State University: NIH.

Stöggl, T. et al., 2014. *Automatic Classification of the Sub-Techniques (Gears) Used in Cross-Country Ski Skating Employing a Mobile Phone.* University of Salzburg: Sensors.

Takeda, M. et al., 2019. *Cross-Country Skiing Analysis and Ski Technique Detection by High-Precision Kinematic Global Navigation Satellite System.* Kyoto, Japan: Sensors.

Tjønnås, J. et al., 2019. *Assessment of Basic Motions and Technique Identification in Classical Cross-Country Skiing.* Trondheim, Norway: frontiersin.

Uda, S. et al., 2024. *Cross-Country Ski Skating Style Sub-Technique Detection and Skiing Characteristic Analysis on Snow Using High-Precision GNSS.* Basel, Switzerland: Sensors.

# Hilfsmittelverzeichnis

(ChatGPT -4)

