Automatische Langlauf 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: 21.07.2025

# Inhaltsverzeichnis

[Inhaltsverzeichnis 1—I](#_Toc194860086)

[Abbildungs-, Tabellen-, Abkürzungsverzeichnis 1—II](#_Toc194860087)

[1 Einleitung 1](#_Toc194860088)

[1.1 Forschungsfrage 1](#_Toc194860089)

[2 Methodik 3](#_Toc194860090)

[2.1 Forschungstand 3](#_Toc194860091)

[2.2 Datenvorverarbeitung 3](#_Toc194860092)

[2.3 Modellwahl 3](#_Toc194860093)

[2.4 Modell Bewertung 3](#_Toc194860094)

[3 Vorläufige Gliederung 5](#_Toc194860095)

[4 Zeitplan 6](#_Toc194860096)

[5 Verwendete Literatur 8](#_Toc194860097)

[6 Hilfsmittelverzeichnis 9](#_Toc194860098)

# 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., 2017a) 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 Modell kann die Sub-Technik der untersuchten Athlet/innen durch die Umformung der GPS-Daten in Innerbodybeschleunigung voraussagen?»

# Methodik

## Forschungstand

Die Erkennung und Klassifikation von Sub-Techniken im Skilanglauf hat sich mit dem Fortschritt in der Sensorik und im maschinellen Lernen deutlich weiterentwickelt. In jüngeren Studien werden verschiedene Sensortypen, Streckenumgebungen, Gear-Definitionen und Modellarchitekturen kombiniert, um die Bewegungsmuster von Athlet/innen automatisiert zu identifizieren und zu klassifizieren.

Gløersen und Gilgien (2021) untersuchten ein System basierend auf einem hochpräzisen dGNSS-Sensor, der auf dem Helm platziert war, um Kopfbewegungstrajektorien auf einem Indoor-Laufband zu analysieren. Durch Fourier-Transformationen wurden frequenzbasierte Merkmale extrahiert, welche anschließend in ein Feedforward-Neuronales Netzwerk eingespeist wurden. Neben den Haupttechniken G2–G4 (92–97 % Genauigkeit) konnten auch G5 (Skating ohne Stockeinsatz) und die Tuck-Position (88 %) erkannt werden, wenngleich G5 mit nur 32 % deutlich schlechter klassifiziert wurde.

Stöggl et al. (2014) verwendeten Smartphones mit integriertem Accelerometer, die auf der Brust getragen wurden, und erfassten fünf differenzierte Sub-Techniken auf einem Indoor-Treadmill. Die Klassifikation erfolgte mittels einer Markov-Kette mit multivariaten Gauß-Verteilungen, wobei sowohl individuelle als auch kollektive Trainingsdatensätze berücksichtigt wurden. Die präzise Filterung der Sensorsignale durch Gaussian Convolution, kombiniert mit zyklusbasiertem Resampling, führte zu Klassifikationsgenauigkeiten von 96–100 %.

Uda et al. (2024) erweiterten die Forschung auf eine natürliche Outdoorumgebung mit einem kinematischen GNSS-Sensor am Kopf. Hierbei wurden Terrainneigungen korrigiert und Winkelverläufe zur Identifikation von G2–G4 und einer speziellen Kurventechnik (G6P) berechnet. Die Ergebnisse zeigten eine hohe Genauigkeit von 96–97,7 %, validiert durch Videoaufnahmen.

Einen anderen Ansatz verfolgte Meland (2017), der IMUs am Rücken auf Outdoorstrecken nutzte, um acht Sub-Techniken, inklusive klassischer und Skating-Varianten, mithilfe eines Template-Matching-Algorithmus zu erkennen. Dabei kamen zusätzlich Cluster-Analyse und Cosine Similarity zum Einsatz, was zu einer Gesamtgenauigkeit von 94 % führte.

Anzahl der gänge

(Rindal, et al., 2017a)

(Rassem, et al., 2017)

(Seeberg, et al., 2017)

(Tjønnås, et al., 2019)

(Gløersen & Gilgien, 2021)

(Jang, et al., 2018)

(Marsland, et al., 2012)

(Stöggl, et al., 2014)

(Pousibet-Garrido, et al., 2024)

(Uda, et al., 2024)

(Meland, 2017)

(Takeda, et al., 2019)

(Polo-Rodríguez, et al., 2025)

(Johansson, et al., 2019)

(Bruzzo, et al., 2020)

## 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 verschiedenen Probanden gelabelt, wobei das Geschlecht und die Anzahl Durchgänge Eckdaten in der Tabelle 1 aufgelistet sind.

Tabelle 1: 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

Pipline

Testdaten

## Modellwahl

Pipline

## Modell Bewertung

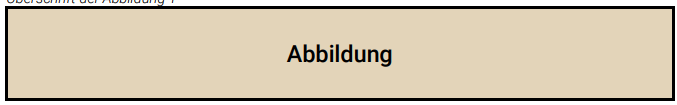
## Metriken

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).

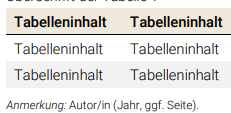
Die Metrik Genauigkeit misst den Anteil der korrekt klassifizierten Voraussagen im Verhältnis zur Gesamtzahl der Messwerte. Sie wird mit folgender Formel berechnet:

Abbildung 1

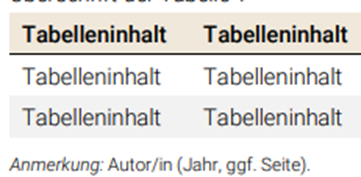


Anmerkung:

Tabelle 2



Anmerkung:(Eigene Darstellung)



Anmerkung: 2

# 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: MDPI.

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.

Nachname1, V., Nachname2, V. & Nachname3, V., 2095. *Titel.* Berlin: Springer.

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: MDPI.

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., 2017a. *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: MDPI.

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.

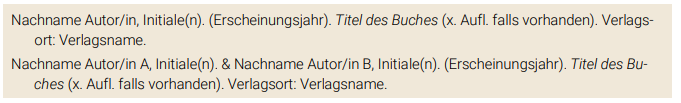
Stöggl, T. et al., 2014. *Automatic Classification of the Sub-Techniques (Gears) Used in Cross-Country Ski Skating Employing a Mobile Phone.* University of Salzburg: MDPI.

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

Test, 2095. *Test.* s.l.:s.n.

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)

