

«Spotting Future Champions» Verbesserte Erkennung zukünftiger Weltcup-Top-30-Athlet:innen im Ski Alpin

Marc Gürber ^{1,2}; Nina Frasa ²; Michael Romann ¹ - ¹Eidgenössische Hochschule für Sport Magglingen EHSM · ²Swiss-Ski, Worbladen
Ski Alpin · Talentidentifikation · Nachwuchsselektion · Machine Learning (LSTM) · FIS- und KWO-Resultate · Weltcup

Einleitung

Kaderplätze im Leistungssport sind limitiert, eine Selektion ist deshalb unumgänglich. Ziel ist, jene Athlet:innen zu erkennen, die in ihrem Höchstleistungsalter an internationalen Wettkämpfen Podestplätze erreichen können¹. Heutige Selektionsrichtlinien stützen sich meist auf die aktuellen Wettkampfergebnisse. Für die Vorhersage künftiger Leistungen sind diese jedoch nur beschränkt geeignet. Einzelne Rennen streuen beträchtlich², Reifungs- und Trainingsunterschiede verzerren die Prognose besonders bei Jungen³, und frühe Wettkampferfolge sagen spätere Elite-Leistungen nur begrenzt voraus¹. Die gesamte Resultat-Historie einer Athlet:in, kombiniert mit dem Wissen aus tausenden früheren Karriereverläufen, soll die Erkennung späterer Top-Athlet:innen verbessern.

Fragestellung

- (1) Wählt ein Sequenzmodell Long Short-Term Memory (LSTM) ⁴ mit der gesamten Resultat-Historie spätere Weltcup-Top-30-Athlet:innen treffsicherer aus als die aktuelle, resultat-basierte Auswahl, und ab welchem Alter?
- (2) Was leisten aktuelle Wettkampfergebnisse im Alter von 13-15 Jahren?

Methode

Datengrundlage: 2.21 Mio. Ski-Alpin-Einzelrennresultate von 70'529 Athlet:innen aus über 120 Nationen (FIS 1995–2026 + Nachwuchssrennen KWO 2005–2026) in Slalom, Riesenslalom, Super-G und Abfahrt, ausgewertet auf 31'163 abgeschlossenen Karrieren (Jahrgänge ≤ 1998).

Studiendesign: Retrospektive Beobachtungsstudie. Ein LSTM pro Geschlecht liest die Resultat-Historie chronologisch und lernt aus erfolgreichen wie nicht erfolgreichen Karrieren, welche Verlaufsmuster mit späterem WC-Erfolg einhergehen und welche nicht. Ausgabe: kalibrierte Wahrscheinlichkeit für mindestens ein späteres WC-Top-30-, Top-10- oder Top-3-Resultat (Abb. 1). Vergleich gegen Zufalls- und resultat-basierte Auswahl bei identischer Listengrösse.

Datenanalyse: Alle Kennzahlen aus Prognosen für Athlet:innen, die das Modell im Training nie gesehen hat (out-of-fold, 5-fache Kreuzvalidierung pro Athlet:in). Vergleiche mit exaktem Binomialtest und Odds Ratio (95%-CI), XGBoost⁵ als Vergleichsmodell.

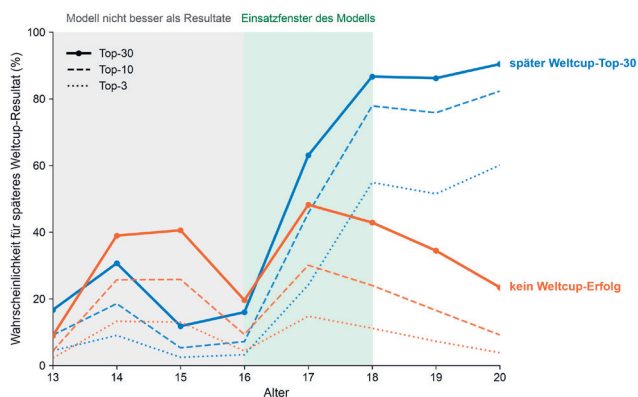


Abbildung 1. Kalibrierte Erfolgswahrscheinlichkeiten zweier echter Athlet:innen (anonymisiert) je Alter. Grau: unter 16 ist das Modell nicht besser als die aktuellen Resultate, grün: Einsatzfenster (16-18). Linienstil = Ziel-Level. Wahrscheinlichkeiten ab Alter ~16/17 kalibriert, darunter Orientierung.

Resultate

- (1) 16–18 Jahre: Das LSTM erkennt spätere Weltcup-Top-30-Athlet:innen besser als die rein resultat-basierte Auswahl. Signifikant bei Männern ab Alter 16 ($p \leq .003$) und bei Frauen ab Alter 18 ($p = .013$, Abb. 2).
- (2) 13-15 Jahre: Bei den Männern rankt die Resultate-Regel signifikant besser ($p = .007$; grauer Bereich in Abb. 1) als das Modell. Die aktuellen Resultate allein erkennen spätere WC-Top-30 drei Mal besser als Zufall (AUC .75–.83).

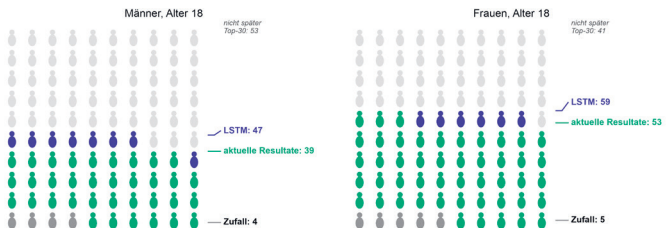


Abbildung 2. Von 100 Auswahl-Plätzen sind später richtig besetzt (normalisiert). Auswahl mit Alter 18, gleich viele Plätze wie spätere Weltcup-Top-30. Männer: 226 statt 189 von $N = 480$ ($p < .001$). Frauen: 262 statt 236 von $N = 442$ ($p = .013$). Zufall im Erwartungswert 19 bzw. 24. Internationaler Pool, out-of-fold.

Limitationen

- Nur Wettkampfdaten ohne Training, Physis, Psyche, Verletzungen, Reifestatus⁹. Einzelfälle bleiben unvorhersehbar. Spätere WC-Top-Athlet:innen können dem Modell entgehen.
- Selektions-Bias: Wer nicht mehr gut ist oder aufhört, verschwindet aus den Daten. Wer gefördert wird, hat bessere Chancen.
- Retrospektive Studie, nicht kausal.
- Nachwuchsdaten (KWO) nur für die Schweiz. Internationale Junior:innen werden erst ab FIS-Einstieg sichtbar.

Schlussfolgerung

- (1) Im Übergangsfenster 16-18 Jahre, wo real selektioniert wird, hat das LSTM aus denselben Daten die bessere Trefferquote als die rein resultat-basierte Auswahl.

- (2) Harte Früh-Selektion lässt sich mit Daten nicht begründen. Selbst ein gutes Ranking sagt den Einzelfall nicht sicher voraus. Im Altersbereich von 13-15 Jahren sollte deshalb so wenig wie möglich aufgrund reiner Wettkampfergebnisse selektioniert werden.

Das Modell kann als ergänzendes Werkzeug zur Kaderselektionen angewendet werden. Es kann Athlet:innen nicht ganzheitlich erfassen und bewerten. Faktoren wie Umfeld, Motivation, Gesundheit und Verletzungen bleiben dem Modell verborgen. Die Prädiktion zukünftiger WC-Top-Athlet:innen bleibt begrenzt vorhersehbar.

So What!?

- Unser Modell wurde mit über 30'000 abgeschlossenen Karriereverläufen trainiert. Es berechnet für jede:n Athlet:in Wahrscheinlichkeiten zukünftige WC-Top-30-, Top-10- und Top-3-Resultate zu erzielen.
- Das Modell erkennt WC-Top Athlet:innen im Alter von 16-18 Jahren insgesamt verlässlicher als die rein resultat-basierte Auswahl.
- Einzelfälle bleiben unvorhersehbar - es gibt immer Ausnahmen! Spätere WC-Top-Athlet:innen können dem Modell entgehen.

1. Steidl-Müller, L., Hildebrandt, C., Raschner, C., & Müller, E. (2019). Challenges of talent development in alpine ski racing: A narrative review. *Journal of Sports Sciences*, 37(6), 601–612. <https://doi.org/10.1080/02640414.2018.1513355>
2. Malcata, R. M., & Hopkins, W. G. (2014). Variability of competitive performance of elite athletes: A systematic review. *Sports Medicine*, 44(12), 1763–1774. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0239-x>
3. Pearson, D. T., Naughton, G. A., & Torode, M. (2006). Predictability of physiological testing and the role of maturation in talent identification for adolescent team sports. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 9(4), 277–287. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2005.05.020>
4. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
5. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>