

Eingebettete Klassifikation der Ermüdung von Laufsportlern

Bjoern Eskofier, Daniel Melzer, Patrick Kugler und Ulf Jensen

Human Performances Lab
Universität Calgary
2500 University Dr NW
T2N 1N4 Calgary (AB), Canada
beskofier@kin.ucalgary.ca

Lehrstuhl für Mustererkennung
Universität Erlangen-Nürnberg
Martensstraße 3
91058 Erlangen
d.melzer@gmx.net
patrick.kugler@cs.fau.de
ulf.jensen@cs.fau.de

Abstract: In diesem Beitrag werden Methoden zur Klassifizierung des Ermüdungszustandes von Laufsportlern präsentiert. Zu diesem Zweck wurden psychologische, physiologische und biomechanische Daten von 186 Läufern während eines einstündigen freien Laufes erfasst. Diese Daten wurden zur Berechnung von Merkmalen benutzt um die Ermüdungsklassifikation auf einem eingebetteten System zu ermöglichen. Mehrere Experimente mit verschiedenen Klassifikatoren wurden durchgeführt, mit einer maximalen Klassifikationsgenauigkeit von 89,8%. Das resultierende Klassifikationssystem zur Erkennung von Ermüdung kann verwendet werden um Sportler zu unterstützen. Beispielsweise kann ein Sportgerät an die spezifischen Bedürfnisse eines ermüdeten Sportlers angepasst werden um mögliche Verletzungen zu verhindern.

1 Einleitung

Eingebettete Systeme sind aus dem gegenwärtigen Alltag nicht mehr wegzudenken. Dies gilt nicht nur für Anwendungen in Bereichen wie Automotive und Unterhaltungselektronik, sondern auch für den Sport- und Gesundheitsbereich. Intelligente Sensoren und Systeme integriert in Kleidung und Ausrüstung von Sportlern eröffnen völlig neuartige Möglichkeiten zur Unterstützung und Gesundheitsförderung. Allerdings ist dieser Einsatz neuartiger Systeme im Sportartikelbereich noch eine relativ junge Entwicklung, und es besteht ein weites Feld offener Fragen die zu klären sind um den nutzbringenden Einsatz von intelligenten Systemen im Sport zu gewährleisten.

Ein prominentes Beispiel für neuartige Möglichkeiten durch die Integration von eingebetteten Systemen in Sportartikel ist der "adidas 1" Laufschuh [Di05], der weltweit erste Schuh, der mit einem System zur Erfassung und Anpassung an die Laufsituation ausgestattet ist (siehe Abbildung 1). Dieser Schuh wurde entwickelt, um eine Anpassung an unterschiedliche Laufbedingungen, beispielsweise die vorherrschende Oberflächensituation, die Geschwindigkeit und die Ermüdung des Läufers vorzunehmen. Zu diesem Zweck besitzt der "adidas 1" ein System zur ständigen Messung der Kompression der Ferse und einen eingebauten Motor. Dieser kann über ein eingebautes Kabelsystem die Dämpfung im Fersenbereich der Sohle regulieren um z.B. Verletzungen

vorzubeugen. Hierfür ist allerdings eine genaue Klassifikation der vorherrschenden Laufsituation durch den eingebetteten Mikroprozessor notwendig. Während die erwähnten Parameter Untergrundsituation und Laufgeschwindigkeit bereits in vorhergehenden Publikationen untersucht wurden [Es09a, Es09b] ist die Klassifikation einer etwaigen Ermüdung des Läufers noch nicht zur Zufriedenheit untersucht worden. Aus diesem Grund wurde in der vorliegenden Studie eben diese wichtige Klassifikationsfrage behandelt. Das Ziel war es, eine etwaige Ermüdungssituation von Läufern zu erkennen, um dadurch die richtige Anpassung der Dämpfung des Laufschuhs vornehmen zu können.

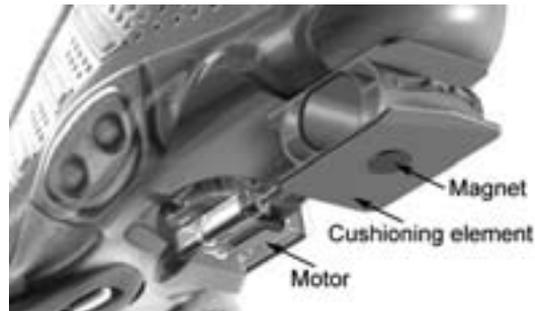


Abbildung 1: Der "adidas 1" Laufschuh. Die Abbildung zeigt a) den Magneten, der das für die Erfassung der Laufinformationen notwendige Magnetfeld induziert, b) die Motorbox, welche sowohl den eingebetteten Mikroprozessor als auch den für die Dämpfungsanpassung notwendigen Motor beinhaltet, und c) das anpassbare Dämpfungselement.

2 Methoden

2.1 Datenaufnahme

Für die vorliegende Studie wurden Daten von 186 Läufern erfasst. Jeder Läufer absolvierte einen einstündigen Lauf im Freien. Das mittlere Alter der Läufer war 32,9 Jahre bei einer Standardabweichung von 7,9 Jahren über die gesamte Gruppe. Insgesamt nahmen 81 Frauen und 95 Männer an der Studie teil. Die Teilnehmer wurden nicht spezifisch nach ihrer Lauferfahrung selektiert, stattdessen nahmen sowohl Freizeit- als auch ambitionierte Wettkampfläufer an der Studie teil. Für die Datenerfassung wurden drei Systeme verwendet, die im Folgenden vorgestellt werden.

Zur Datenerfassung wurden drei Systeme eingesetzt. Erstens wurde ein „Polar 800 Laufcomputer“ [Po10] zusammen mit einem „S3 Stride Sensor“ und einem Brustgurt eingesetzt. Dieses System war in der Lage, die Laufgeschwindigkeit, Schrittfrequenz, barometrische Höhe, Herzfrequenz (HF) und die Zeit zwischen einzelnen Herzschlägen (RR-Intervall) zu erfassen. Das Intervall in dem Daten aufgezeichnet wurden wurde auf 5s festgelegt. Die RR-Intervalle wurden auf 1ms genau erfasst.

Zweitens verwendeten wir den „adidas_1“ Schuh (siehe Abbildung 1), um die Kompression der Sohle im Fersenbereich kontinuierlich zu erfassen. Diese Messung

erfolgt über einen Hallsensor, der auf dem in der Abbildung 1 erkennbaren Dämpfungselement angebracht ist. Der Magnet unter dem Dämpfungselement induzierte ein Magnetfeld, dessen Stärke von dem Hallsensor erfasst wurde und eine Berechnung der Fersenkompression mit einer Genauigkeit von 0,1mm erlaubte. Die Datenerfassungsfrequenz war hier systembedingt auf $f_s = 342\text{Hz}$ festgelegt.

Zuletzt wurde ein „Nokia 6110 Navigator“ Mobiltelefon mit einer von uns speziell programmierten Software [Es08] eingesetzt. Das Mobiltelefon war in der Lage, vorher definierte Fragen über den Ermüdungszustand an den Läufer zu stellen. Die Kommunikation mit dem Läufer wurde über ein Bluetooth-Headset ermöglicht. Die Antworten des Läufers wurden aufgezeichnet und später für die Erfassung der Ermüdungsgruppen verwendet. Das Mobiltelefon wurde ebenfalls verwendet, um die GPS-Position des Läufers kontinuierlich aufzuzeichnen.

Zu Beginn der Datenaufzeichnung wurde jedem Teilnehmer eine kurze Information über die Studie vorgespielt. Während dieser Zeit bewegten sich die Teilnehmer nicht, und die HF in Ruhe wurde erfasst. Nach der Initialen Information wurde den Läufern das erste Mal die Frage nach der individuellen Ermüdung gestellt und die Läufer wurden gebeten loszulaufen. Danach wurde die Frage nach dem Ermüdungszustand kontinuierlich alle 5 Minuten wiederholt. Die Läufer wurden gebeten, die entsprechenden Fragen mit einer Einschätzung von Null bis Sechs zu geben (siehe Tabelle 1). Von diesen Selbsteinschätzungen wurden 2 Ermüdungsklassen definiert: „nicht ermüdet“ (Selbsteinschätzung 0-3) und „ermüdet“ (Selbsteinschätzung 4-6). Diese Ermüdungsklassen wurden verwendet, um zwei Bereiche innerhalb der aufgezeichneten Daten mit Klassenlabels zu versehen: den Bereich zwischen 8 und 13 Minuten (Beginn des Laufes) und den Bereich zwischen 45 und 50 Minuten (Ende des Laufes).

Tabelle 2: Mögliche Eigenbewertungen der Läufer über den individuellen Ermüdungszustand.

Läuferantwort	Bedeutung
0	Nicht Ermüdet
1	Sehr gering Ermüdet
2	Gering Ermüdet
3	Etwas Ermüdet
4	Ermüdet
5	Sehr Ermüdet
6	Extrem Ermüdet

Nach dem Ende des Laufes wurde jeder Teilnehmer gebeten, einen Fragebogen auszufüllen. Nur 9 der 186 Läufer fühlten sich von den verwendeten Messgeräten merklich im Laufgefühl beeinträchtigt. Ein Beispiellauf ist in Abbildung 2 zu sehen, in der Google Earth zur Positionsvisualisierung verwendet wurde. In dieser Abbildung ist die Laufgeschwindigkeit als Höhe des Bandes kodiert. Die Läuferantworten sind farbcodiert, wobei Grün einer Antwort „0“ entspricht und Rot der Antwort „6“.



Abbildung 2: Darstellung eines Beispiellaufes.

2.2 Merkmalsberechnung

Um sowohl Aspekte physiologischer Natur als auch die Laufbewegung zu erfassen, wurden Merkmale von den HF, RR-Intervall und „adidas_1“ Sensordaten berechnet.

Die physiologischen Merkmale wurden über die jeweils betrachteten Zeitfenster berechnet. Drei Merkmale wurden von den HF Daten berechnet, der jeweilige Gradient der Kurve, der Mittelwert und die Standardabweichung. Weitere acht Merkmale wurden von den RR-Intervallzeiten berechnet. Das erste verwendete Merkmal war die Standardabweichung der Intervallzeiten im betrachteten Zeitfenster. Weitere drei Merkmale wurden unter Verwendung des Poincaré-Plots [PG05] berechnet. Diese beschreiben hauptsächlich die Kurz- und Langzeitvariabilität des RR-Intervalls [EHK08]. Außerdem wurde der Frequenzaspekt der RR-Intervallzeiten berücksichtigt, indem diese mit der Lomb-Scargle Methode [Lo76] in den Frequenzraum transformiert wurden. Vier Merkmale wurden dann berechnet, welche die Summe der relevanten Frequenzbänder von 0Hz-0,25Hz, 0,25Hz-0,5Hz, 0,5Hz-0,75Hz und 0,75-1Hz darstellten. Diese Frequenzbandmethode wurde bereits in früheren Veröffentlichungen verwendet [HP00]. Insgesamt wurden also 11 Merkmale zur Beschreibung des physiologischen Aspekts herangezogen.

Die Merkmale von den „adidas_1“ Sensordaten wurden für jeden einzelnen Schritt des Läufers bestimmt. Dazu wurde ein bewährtes Merkmalssystem verwendet [Es09a]. Dieses besteht aus 19 Merkmalen, die mit $F1...F19$ bezeichnet sind. Abbildung 3 zeigt die Merkmale $F1...F10$. Die restlichen Merkmale $F11...F19$ wurden als Standardabweichung über die Merkmale $F1...F10$ berechnet, wobei der Medianwert ($F9$) nicht miteinbezogen wurde. Um aus den schrittbezogenen Merkmalen neue Merkmale für die betrachteten Zeitfenster zu kommen, wurden jeweils über alle Merkmale der Schritte im Zeitfenster Mittelwert und Standardabweichung herangezogen. Somit deckten insgesamt 38 Merkmale den Bewegungsaspekt abdecken.

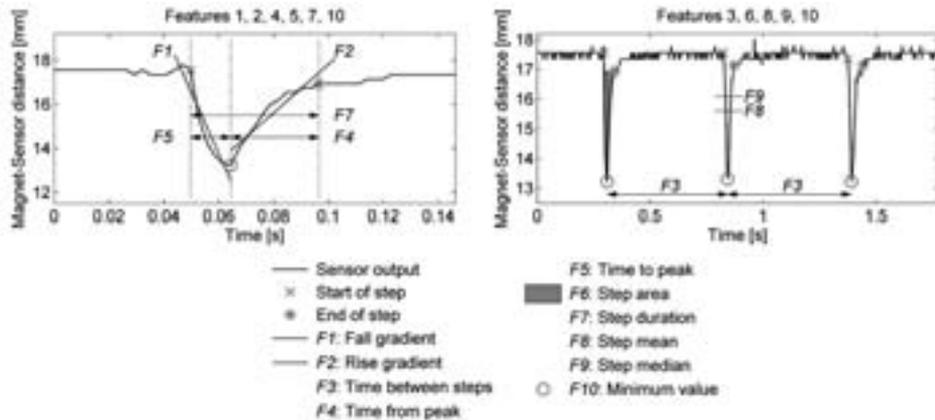


Abbildung 3: Darstellung der Schrittsignalmerkmale 1-10.

2.3 Klassifikation

Zur Klassifikation wurde eine Support Vektor Maschine (SVM) mit linearem Kernel [Va98] und zum Vergleich eine lineare Diskriminanzanalyse (LDA) [Ni03] verwendet. Für die SVM-Experimente wurde die im Internet verfügbare „libSVM“ [CL01] eingesetzt. Um die Generalisierbarkeit des Klassifikators zu überprüfen, wurde über jeden einzelnen Läufer kreuzvalidiert. Die Klassifikationsrate ist entsprechend als Mittelwert über alle einzelnen Läufer angegeben. Weiterhin wurde unter Verwendung der LDA eine Merkmalsauswahl der wichtigsten Merkmale mit einer Baumsuche [CL01] implementiert.

3 Resultate

Die Auswertung der Daten mit den beschriebenen Methoden ergab eine Klassifikationsrate von 89,8% (SVM) und 88,3% (LDA) für das Zweiklassenproblem, wobei die Trainingszeiten für LDA deutlich unter denen der SVM lagen. Das Ergebnis der Merkmalsauswahl zeigte, dass bereits mit drei Merkmalen (Mittelwert des Kompressionsmerkmals $F2$, Mittelwert des Kompressionsmerkmals $F4$, Summe der Energie des Frequenzbandes 0,75Hz-1Hz) die maximale Klassifikationsrate von 88,3% erreicht werden konnte.

4 Diskussion

Die erreichten Klassifikationsraten zeigen, dass eine Differenzierbarkeit von den definierten Ermüdungsklassen mit guter Genauigkeit von etwa 90% möglich ist. Der weitere Fokus der Arbeit wird auf der Entwicklung weiterer Merkmale liegen, von denen erwartet werden kann, dass sie die Klassifikationsrate noch weiter steigern können.

Der Umstand, dass die LDA und SVM Methode ähnliche Ergebnisse lieferten, kann auf die Verwendung eines linearen Kernels für die SVM zurück geführt werden. Die Verwendung anderer, nichtlinearer Kernel zur Steigerung der Klassifikationsrate wird ebenfalls Gegenstand der weiteren Forschung sein.

Schlussendlich soll die Klassifikation des Ermüdungszustandes auf einem eingebetteten System im Sport erfolgen, um bei detektierter Ermüdung Maßnahmen zur Unterstützung des Sportlers treffen zu können. Dies kann z.B. Feedback an den Trainer beinhalten, oder auch eine Anpassung eines Sportgerätes wie des „adidas_1“ an die Bedürfnisse eines ermüdeten Sportlers. Für diesen Zweck der eingebetteten Erkennung des Ermüdungszustandes ist es wichtig, dass die Komplexität der zu implementierenden Klassifikationssysteme gering gehalten wird. Der Umstand, dass die maximale Klassifikationsrate bereits mit drei Merkmalen erreicht werden konnte, ist dabei sehr förderlich, da nur wenige Merkmale tatsächlich auf dem eingebetteten Mikroprozessor implementiert werden müssen. Allerdings zeigten die Experimente, dass eine Verbindung von Kompressionsmerkmalen und physiologischen Merkmalen für die genaue Klassifikation erforderlich ist. Dies ist nachvollziehbar, erfordert momentan allerdings den Einsatz von zwei verschiedenen Messsystemen und deren Kommunikation. Dies kann Probleme für den Einsatz in der Praxis bedeuten. Die zukünftigen Arbeiten werden sich daher auch darauf konzentrieren, ein integriertes einzelnes Messsystem zur Verfügung zu stellen, so dass der Einsatz durch den Sportler in der Praxis einfach und unkompliziert möglich ist.

Literaturverzeichnis

- [Bi87] Bisiani, R., *Beam search*, in *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, S.C. Shapiro, Editor. 1987, Wiley & Sons: New York, NY. p. 56-58.
- [CL01] Chang, C. and C. Lin, *LIBSVM: a Library for Support Vector Machines*. 2001: Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [Di05] DiBenedetto, C., et al. (2005). European Patent No. EP1582108.
- [EHK08] Eskofier, B.M., F. Hoenig, and P. Kuehner. *Classification of perceived running fatigue in digital sports*. in *Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2008)*.
- [Es08] Eskofier, B.M., et al., *Real time surveying and monitoring of athletes using mobile phones and GPS*. *Int J Comp Sci Sport*, 2008. **7**(1): p. 18-27.
- [Es09a] Eskofier, B.M., et al., *Embedded surface classification in digital sports*. *Pattern Recognition Letters*, 2009. **30**(16): p. 1448-1456.
- [Es09b] Eskofier, B.M., et al. *Classification of Changes in Speed and Inclination during Running*. in *International Symposium on Computer Science in Sports (IACSS 2009)*.
- [HP00] Healey, J. and R. Picard. *Smart Car: Detecting driver stress*. in *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2000)*.
- [Lo76] Lomb, N.R., *Least-squares frequency analysis of unequally spaced data*. *Astrophysics and Space Science*, 1976. **39**(2): p. 447-462.
- [Ni03] Niemann, H., *Klassifikation von Mustern*. 2nd ed. 2003, Berlin: Springer.
- [PG05] Piskorski, J. and P. Guzik, *Filtering Poincaré plots*. *Computational Methods in Science and Technology*, 2005. **11**(1): p. 39-48.
- [Po10] Polar Electro Oy. *RS800 Training Computer* [2010, 15. Januar], http://www.polar.fi/en/products/earlier_products/RS800.
- [Va98] Vapnik, V.N., *Statistical learning theory*. 1st ed. 1998, New York, NY: Wiley & Sons.