



THEMENSCHWERPUNKT

MODELLIERUNG UND SIMULATION VON ADAPTATIONSPROZESSEN

JAN-PETER BRÜCKNER & ANDREAS WILHELM

INSTITUT FÜR SPORT UND SPORTWISSENSCHAFTEN, CHRISTIAN-ALBRECHTS-UNIVERSITÄT KIEL

Simulative Trainings-Wirkungs-Modelle können die Trainingssteuerung im Leistungssport unterstützen. Eingangs werden die Modellansätze von Banister et al. (1986), Mader (1990), Perl (Mester & Perl, 2000) sowie unser eigenes Modell zur Simulation von Belastungs-, Ermüdungs- und Anpassungsprozessen (Brückner, 2007) vorgestellt. Dieses SimBEA-Modell lässt sich anhand von Trainingsdaten individuell kalibrieren, so dass es die personenspezifischen Reaktionsweisen eines Athleten simulieren kann. Dabei wird berücksichtigt, dass jede Trainingsbelastung zu einer vorübergehenden Abnahme der Leistungsfähigkeit führt, die wiederum die Voraussetzung für weitere Anpassungen darstellt. Die Adaptation wird im Modell durch eine maximale Adaptationsrate begrenzt, wodurch Überlastungsphänomene simulierbar werden. Für die Modellprüfung werden mit einem Läufer zwei Einzelfalluntersuchungen über sechs und 68 Wochen durchgeführt, wobei die Anpassungs- und Ermüdungsdiagnostik über den Ausdauer-Standard-Test (AST) (Hottenrott, 1993) erfolgt. Die Modellprüfung erfolgt in vier Schritten: Für die Reliabilität des Kalibrierungsverfahrens und der eigentlichen Simulation ergeben sich hohe Reliabilitätskoeffizienten. Die Modellanpassung an die gemessenen Trainingszustandswerte ($r = .86$ bzw. $.65$, $p < .001$) weist auf eine hohe Validität des SimBEA-Modells hin. Bezüglich der prognostischen Validität ergeben sich hohe (kurzfristige Prognose) bzw. mittlere (langfristige Prognose) Validitätskoeffizienten.

Schlüsselwörter: Modell, Superkompensation, Belastung, Ermüdung, Anpassung

Simulative training-effect-models can support the training control in competition sport. First the model attempts of Banister et al. (1986), Mader (1990), Perl (Mester & Perl, 2000) are discussed, as well as our own model for the simulation of load, tiredness and adaptation processes (Brückner, 2007). This SimBEA model can be calibrated individually on the basis of training data, so that it can simulate the specific reactions of an athlete. Besides, it is taken into consideration that every training load leads to a temporarily decrease of fitness, which again creates the conditions for other adaptations. Adaptation is limited in the model by a maximum adaptation rate by which strain phenomena become simulateable. For the model check two single case investigations with a runner are carried out over six and 68 weeks, whereas adaptation and tiredness diagnostics are realized by the endurance-standard-test (AST) (Hottenrott, 1993). The model check occurs in four steps: For the reliability of the calibration procedure and the simulation itself high reliability coefficients appear. The model adaptation to the measured training state values ($r = .86$ or $.65$, $p < .001$) points to a high validity of the SimBEA model. With regard to

the prognostic validity high (short-term prediction) or middle (long-term prediction) validity coefficients appear.

Keywords: model, supercompensation, load, tiredness, adaptation

Einleitung

Ziel des leistungssportlichen Trainings ist die Entwicklung von Höchstleistungen. Das Training bewegt sich dabei häufig auf einem schmalen Grat zwischen Unterforderung und Überlastung. Sollen optimale Leistungsfortschritte erreicht werden, so sind die individuellen Grenzen der Belastbarkeit und Anpassungsfähigkeit zu beachten. Computerbasierte Trainings-Wirkungs-Modellierungen können nach Hohmann (2005) den Prozess der Trainingsteuerung schon im Rahmen der Trainingsplanung unterstützen und dadurch helfen, Überlastungen und Unterforderung zu vermeiden: „Mit solchen Modellen kann auf der Basis vorab ermittelter, individueller mathematisch-statistischer Funktionszusammenhänge eine simulative Folgenabschätzung für die geplanten Trainingsinterventionen vorgenommen werden“ (Hohmann, 2005, S. 58).

Und diese Trainingswirkungsanalyse ermöglichte nach Hohmann (2005) dann unter Berücksichtigung individueller Besonderheiten auch eine termingenaue Formsteuerung bei der Anpassung des Athleten an das jeweilige Trainingsprogramm. Vor dem Einsatz derartiger Trainings-Wirkungs-Modellierungen ist jedoch in jedem Fall die Zuverlässigkeit und Gültigkeit des jeweiligen Modells zu prüfen.

Trainings-Wirkungs-Modelle haben bisher Banister (z.B. Banister, Good, Holman & Hamilton, 1986), Mader (1990) und Perl (z.B. Mester & Perl, 2000) vorgestellt. Diese Ansätze werden in der vorliegenden Arbeit kurz diskutiert, um anschließend am Beispiel unseres eigenen SimBEA-Modells (Brückner, 2007) ein Verfahren zur Prüfung solcher Trainings-Wirkungs-Modelle vorzustellen.

Adaptative Trainings-Wirkungs-Modelle

Das Banister-Modell

Banister hat einen der ersten Ansätze vorgestellt, der den Vorbereitungsstatus eines Sportlers kalkulierbar machen sollte (z.B. Banister, Calvert, Savage & Bach, 1975; Banister et al., 1986; Morton, Fitz-Clarke & Banister, 1990). Das Banister-Modell, auch *fitness-fatigue*-Modell (z.B. Hohmann, Lames & Letzelter, 2002, S. 174) genannt, geht davon aus, dass die Leistungsfähigkeit eines Athleten gewissen Schwankungen unterliegt, die durch Trainingsbelastungen verursacht werden. Jede Trainingseinheit hat eine positive und eine negative Auswirkung auf den Vorbereitungsstatus. Beide Effekte treten impulsartig auf, überlagern sich aber gegenseitig (vgl. Banister et al., 1986): Einerseits erhöht das Training unmittelbar nach der Belastung die Leistungsfähigkeit, andererseits führt es zu einer Ermüdung, die den Vorbereitungsstatus beeinträchtigt. Beide Effekte werden im Laufe der Zeit abgebaut. Dabei unterliegt die Leistungsfähigkeit einem langsamen und die Ermüdung einem schnelleren Abbau. Der positive Effekt des Trainings ist also stabiler als die negative Ermüdungswirkung.

Im mathematischen Modell werden diese Trainingsnachwirkungen mit Exponentialfunktionen beschrieben. So lässt sich dann zu einem beliebigen Zeitpunkt t nach einer Trainingseinheit die Größe der Leistungsfähigkeit und der Ermüdung berechnen. Der Vorbereitungsstatus zum Zeitpunkt t ergibt sich schließlich aus der Differenz von Leistungsfähigkeit und Ermüdung.

Die Arbeiten von Banister et al. (1975), Banister und Hamilton (1985) und Banister et al. (1986) zeigen, dass sich mit dem *fitness-fatigue*-Modell bei geeigneter Wahl der Modellparameter bekannte Phänomene wie z.B. das der Superkompensation simulieren lassen. Mittlerweile liegen mehrere Studien vor, in denen das Modell z.T. erfolgreich zur Simulation und Analyse von Belastungseffekten eingesetzt wurde (Banister, Carter & Zarkadas, 1999; Banister et al., 1986; Banister & Hamilton, 1985; Busso, Benoit, Bonnefoy, Feason & Lacour, 1997, 2002; Candau, Busso & Lacour, 1992; Fitz-Clarke, Morton & Banister, 1991; Ganter, Witte & Edelmann-Nusser, 2006; Millet et al., 2002; Millet, Gros Lambert, Barbier, Rouillon & Candau, 2005; Morton et al., 1990; Mujika et al., 1996; Thomas & Busso, 2005).

Dennoch ist kritisch festzustellen, dass Leistungseinbrüche im Sinne eines Übertrainings (Israel, 1976) oder eines Kollapseeffekts (Mester & Perl, 2000) mit dem Banister-Modell nicht simuliert werden können: Jede noch so hohe Belastung hat im Modell zwar einen Ermüdungseffekt, dieser geht jedoch allmählich zurück und wird dann vom langsamer abnehmenden leistungssteigernden Effekt übertroffen. So kommt es selbst bei solchen Belastungen zur Superkompensation, die den Athleten eigentlich überfordern würden. Ein entsprechender Überlastungsmechanismus ist im Ba-

nister-Modell jedoch nicht vorgesehen, anders als bei den im Folgenden vorgestellten Modellen.

Das Modell der Proteinbiosynthese

Maders Modell der Proteinbiosynthese (Mader, 1990) basiert auf der Vorstellung, dass die Funktionssysteme von Organismen zum großen Teil aus Proteinen bestehen und dass spezielle Proteine die Aufgaben des jeweiligen Systems erfüllen. Die Leistungsfähigkeit des Organismus und seiner Teilsysteme hängt dementsprechend im Wesentlichen vom Bestand an funktioneller Proteinmasse der betreffenden Systeme ab. Allgemein kann die Bedeutung der Proteinsynthese als ein grundlegender Anpassungsmechanismus an konditionelle Belastungen als akzeptiert und gesichert angesehen werden (bspw. Hollmann & Hettinger, 2000; Weicker & Strobel, 1994; Weineck, 1997).

Mader (1990) beschreibt einen Mechanismus, der die Aktivierung der Synthese von Proteinen in Abhängigkeit von der spezifischen Beanspruchung erklärt: Einerseits kommt es durch die gesteigerte Beanspruchung zu einem verstärkten Proteinabbau, der auch als vorübergehende Abnahme der spezifischen Leistungsfähigkeit anzusehen ist. Andererseits bewirkt der Proteinabbau die Zunahme der Proteinsyntheserate und somit einen Anstieg der spezifischen Leistungsfähigkeit. Training schafft also über die kurzzeitige Abnahme der Leistungsfähigkeit die Voraussetzungen für eine anschließende Leistungssteigerung.

Diese Vorstellungen zur Regelung der Proteinsynthese hat Mader (1990) in ein System von Differentialgleichungen umgesetzt, um damit den Proteinbestand in Abhängigkeit von der Belastungseinwirkung simulieren zu können. Wird die Belastung im Modell kontinuierlich erhöht, so ist ab einem bestimmten Punkt der belastungsbedingte Strukturverschleiß nicht mehr durch eine gesteigerte Proteinsyntheserate kompensierbar und es kommt zum Zusammenbruch des Systems. Damit sind im Mader-Modell auch Überlastungseffekte simulierbar. Aufgrund der komplizierten mathematischen Struktur des Modells und der Vielzahl von Modellparametern erscheint ein Einsatz des Modells in der Trainingspraxis allerdings fraglich (vgl. auch Mader, 1990).

Das Metamodell LeiPot

Während sich Maders (1990) Modell am konkreten Mechanismus der Proteinsynthese orientiert, wählt Perl einen abstrakten Modellansatz (z.B. Mester & Perl, 2000; Perl, 1998, 2002 b; Perl & Mester, 2001): Das sogenannte **Leistungs-Potential-Modell** LeiPot (oder PerPot für **Performance Potential**) simuliert die belastungsabhängige Veränderung der Leistungsfähigkeit im Sinne eines allgemeinen Metamodells. Das bedeutet, das LeiPot-Modell hat kein konkretes, real existierendes System zum Vorbild wie herkömmliche Modelle, sondern es stellt ein Modell von *Modellen* dar, die ähnliche Eigenschaften aufweisen und ähnliche Verhaltensweisen zeigen.

Wesentliches Merkmal des LeiPot-Modells ist die antagonistische Struktur. Ähnlich wie im Banister-Modell (Banister et al., 1986) hat Training einen positiven und einen negativen Effekt auf die Leistungsfähigkeit. Die Trainingsbelastung wirkt sich allerdings nicht sofort auf die Leistungsfähigkeit aus, sondern wird zuvor in zwei Potentialen zwischengespeichert. Erst mit einer spezifischen zeitlichen Verzögerung treten dann die positiven und die negativen Effekte der Belastung ein und wirken sich auf das Leistungspotential aus. Die Verzögerungswerte beeinflussen entscheidend die Anpassungsdynamik des Systems. Darüber hinaus sorgen Potentialgrenzen im Modell dafür, dass die Leistungsfähigkeit des Systems beschränkt und die Belastbarkeit des Systems begrenzt ist. Wird die Obergrenze des so genannten Belastungspotentials bei hohen Belastungsraten überschritten, so sorgt ein Überlaufmechanismus im Modell dafür, dass die Leistungsfähigkeit rapide reduziert wird. Langfristige Überlastung führt so zum Zusammenbruch der Leistungsfähigkeit.

Die Berechnung der einzelnen Modellzustände erfolgt über Differenzgleichungen in diskreten Schritten. D.h. der Zustand eines Potentials ergibt sich aus dem jeweils vorhergehenden Zustand und den entsprechenden Flussraten zwischen den Potentialen. Die Schrittweite Δt lässt sich bei der Simulation frei wählen. In Simulationsrechnungen mit fiktiven Belastungs- und Leistungsdaten zeigen Mester und Perl (2000), dass das LeiPot-Modell bei einem konstanten Belastungsprofil und bei geeigneter Wahl der Verzögerungen wie erwartet eine Art Superkompensationseffekt simulierbar macht und dass bei stetig ansteigender Belastung ein umgekehrt U-förmiger Verlauf der Leistungsentwicklung und bei Überlastung ein Kollaps-Effekt auftritt.

Ausgehend von der skizzierten Grundstruktur, hat die Arbeitsgruppe um Perl zahlreiche Erweiterungen des Modells vorgestellt (Perl, 2002 a; 2003; 2004; Perl, Dauscher & Hawlitzky, 2003) und dadurch die Einsatzmöglichkeiten des LeiPot-Modells erheblich vergrößert. So wurde das LeiPot-Modell beispielsweise um zwei Atrophiekomponenten erweitert, die das Leistungspotential im Sinne einer kurzfristigen, reversiblen und einer irreversiblen Atrophie reduzieren (Perl, 2002 a; Perl, Dauscher & Hawlitzky, 2003). Dadurch werden dann auch langfristige Adaptionsprozesse simulierbar, bei denen entsprechende Leistungsrückgänge eine Rolle spielen.

In Simulationsversuchen zeigt Perl, dass durch zeitvariable Verzögerungen die Genauigkeit der Simulation gegenüber Simulationen mit konstanten Verzögerungen erhöht werden kann (Perl & Mester, 2001; Perl, 2004). Dabei werden für jedes Simulationsintervall die optimalen Verzögerungen aus den vorliegenden Belastungs- und Leistungsdaten bestimmt. Einen ähnlichen Effekt konnten Busso et al. (1997) auch für zeitvariable Parameter beim Banister-Modell nachweisen. Für die Modellierung der Belastungsherzfrequenz während Ausdauerbelastungen zeigt sich ferner,

dass sich die Modellparameter systematisch im Laufe der Belastung verändern, was für einen Zusammenhang zwischen der Parameterausprägung und dem Zustand des Athleten spricht (vgl. Perl, 2005). Durch Berücksichtigung dieser Abhängigkeiten bei der Modellierung lässt sich die Simulationsgenauigkeit erhöhen und damit letztlich das Training optimieren.

In einer Erweiterung des einfachen LeiPot-Modells benutzt Perl (Perl, 2002 a; 2003; Perl et al. 2003) nun ein zweites, internes LeiPot-Modell, um in Abhängigkeit von der Belastung die Veränderung der Verzögerungen des ersten, externen LeiPot-Modells zu modellieren. Simulationsversuche mit diesem sog. 2-level-PerPot ergeben ähnlich gute Übereinstimmungen von simulierten und vorgegebenen Leistungswerten wie bei den Simulationen mit dem einfachen Modell und zeitvariablen, lokalen Verzögerungen, ohne dass dabei allerdings die lokalen Verzögerungen direkt an die vorgegebenen Daten angepasst werden müssen (vgl. Perl, 2003).

Das 2-level-PerPot-Modell erweitert Perl (2003) nochmals für Simulationen, die die gesamte Lebensspanne von Organismen umfassen. Dazu wird ausgehend von einer stetig abnehmenden vital energy und einer spezifischen Verzögerung das sogenannte vital potential modelliert. Dieses vital potential steuert im 2-level-Modell die Höhe der Verzögerungen des internen LeiPot-Modells, wodurch sich wiederum das Anpassungsverhalten des externen LeiPot-Modells im Laufe des Lebens verändert: Anfangs nimmt die Anpassungsgeschwindigkeit zu, im höheren Lebensalter fällt sie wieder ab.

Die Arbeitsgruppe um Perl (Perl und Mester, 2001; Perl, 2004, 2005) führt einige Beispiele an, in denen das LeiPot-Modell erfolgreich an realen Trainingsdaten kalibriert wird. So simuliert sie erfolgreich die Wechselwirkung zwischen Trainingsbelastung und Hämoglobinkonzentration oder das Anpassungsverhalten der Herzfrequenz an Belastungen. In neueren Arbeiten modellieren Perl und Endler (2006 a, b) die Belastungsherzfrequenz im Laufen in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit, dem Höhenprofil und der Ermüdung des Athleten. Hierbei wird von der realen Laufgeschwindigkeit und dem aktuellen Gefälle bzw. der aktuellen Steigung ausgehend eine Referenzgeschwindigkeit ermittelt, die dann als Belastung in die Modellierung einfließt. Die Verzögerungen werden schließlich in Abhängigkeit von der aktuellen Ermüdung, der Fitness und dem Alter modifiziert. Dieses Modell konnten die Autoren zur Prognose von Laufzeit und Herzfrequenzprofil bei einem Bergmarathon einsetzen.

Diese erfolgreichen Modellierungen bestätigen, dass das LeiPot-Modell zur Simulation von allmählichen Anpassungsprozessen an Belastungen geeignet ist, wie sie etwa im Fall der allmählichen, zeitlich verzögerten Anpassung der Herzfrequenz an die Belastung während einer Trainings- oder Wettkampfbelastung auftreten (z.B. Perl & Endler, 2006 a, b).

In einer Untersuchung von Ganter et al. (2006) wurde das LeiPot-Modell (und ebenso das Banister-Modell) bei zehn Sportlern zur Simulation der Leistungsentwicklung in einem 8-wöchigen Radtraining eingesetzt. Die Bestimmtheitsmaße bei den Modellanpassungen zwischen $r^2 = .134$ und $r^2 = .928$ bedeuten, dass nur in Einzelfällen erfolgreiche Modellierungen gelungen sind. Niedrige Bestimmtheitsmaße könnten nach den Autoren einerseits auf die geringe Leistungsdynamik durch zu geringe Trainingsbelastungen zurückzuführen sein (Ganter et al., 2006, S. 58). Andererseits könnte auch der eingesetzte 30-seconds all-out Ergometertest zur Erfassung von Anpassungen im Ausdauertraining ungeeignet gewesen sein. Da nach Ganter et al. (2006, S. 58) auch bei den Fällen mit hohen Bestimmtheitsmaßen deutliche Abweichungen zwischen modellierten und gemessenen Werten auftreten, ist allerdings auch zu hinterfragen, ob der gewählte Modellansatz sowohl die allmähliche, langfristige Anpassung als auch die kurzfristigen Schwankungen der Leistungsfähigkeit darstellen kann (bzw. ob derartige Schwankungen überhaupt modelliert werden sollten).

Perl und Mester (2001, S. 56) merken hierzu an, dass extreme Zustandsänderungen, die sich im Leistungsprofil als „Zacken“ zeigen, aufgrund der verzögerten Dynamik mit dem LeiPot-Modell nicht modellierbar sind. Einerseits können derartige Zustandswechsel in den realen Leistungsdaten zwar als physiologisch nicht erklärbare Artefakte oder schlichte Messfehler aufgefasst werden (Perl & Mester, 2001, S. 56). Andererseits ist bei einer einzelnen Trainingseinheit nach dem klassischen Superkompensationsmodell (Jakowlew, 1977), und auch nach den Modellvorstellungen von Mader (1990) und den ressourcentheoretischen Überlegungen von Schönplüg (1987; 1991), aber zu erwarten, dass die Belastung unmittelbar zur Abnahme der Leistungsfähigkeit führt, was sich dann als „Zacke“ im Leistungsprofil zeigen kann. Diese Leistungsabnahme ist z.B. auf funktionsbedingte Strukturzerstörungen (Mader, 1990) oder den Verbrauch energetischer Ressourcen zurückzuführen. Entsprechend ist die Leistungsfähigkeit im klassischen Schema der Superkompensation unmittelbar nach einer Einzelbelastung vermindert; in der anschließenden Erholungsphase kommt es dann zu einer überschießenden Anpassungsreaktion. Für die Trainingsplanung ist die Modellierung der kurzfristigen, unmittelbaren Ermüdungseffekte durchaus wichtig, um Überlastungen vermeiden und die Trainingsbelastung an den Zustand des Athleten anpassen zu können. D.h. neben den allmählichen, verzögerten Anpassungseffekten sind auch die sofortigen Ermüdungseffekte in der Trainingsplanung von Interesse.

Das LeiPot-Modell wurde dagegen zur Modellierung von Superkompensationseffekten bei konstanten Belastungsprofilen entwickelt (vgl. Mester & Perl, 2000, S. 46). Entsprechend zeigen sich im LeiPot-Modell positive Anpassungsreaktionen bei fortschreitender (und ausreichend hoher) Belastung. Dabei kommt es (bei geeigneter Wahl der

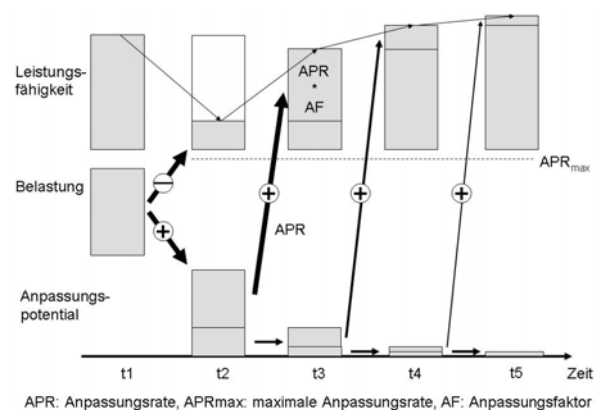
Parameter) während einer Belastung, die sich über viele Simulationsintervalle erstreckt, erst zu einem allmählichen Abfall der Leistung und dann zur allmählichen Leistungssteigerung noch während der Belastung (vgl. z. B. Mester & Perl, 2000; Brückner, 2007). Der mit dem LeiPot-Modell modellierbare Anpassungseffekt entspricht damit eher dem von Verchoshanskij (1988) beschriebenen langfristig verzögerten Trainingseffekt als der von Jakowlew (1977) beschriebenen „klassischen“ Superkompensation.

Um dennoch sowohl die langfristigen Anpassungseffekte als auch die kurzfristigen, unmittelbar nach Belastung auftretenden Ermüdungsreaktionen im Sinne der klassischen Superkompensation modellieren zu können, haben wir einen Modellansatz entwickelt, der im Folgenden dargestellt wird.

Das SimBEA-Modell

In unserem eigenen Modellansatz zur **Simulation von Belastungs-, Ermüdungs- und Anpassungsprozessen** (SimBEA-Modell) verbinden wir ausgewählte Strukturelemente der oben beschriebenen Modelle (vgl. Brückner, 2007): Die mathematische Umsetzung des Modells orientiert sich am LeiPot-Modell. So erfolgt die Berechnung der Modellzustände schrittweise aus den vorhergehenden Zuständen unter Berücksichtigung der von außen auf das System einwirkenden Belastung (s. Abb. 1).

Auch im SimBEA-Modell hat Training sowohl negative als auch positive Effekte auf die Leistungsfähigkeit. Wie Banister et al. (1986) gehen auch wir davon aus, dass Trainingsbelastungen unmittelbar zur Abnahme der sportlichen Leistungsfähigkeit führen, d.h. ohne zeitliche Verzögerung. Die zum Zeitpunkt t absolvierte Trainingsbelastung $B(t)$ reduziert deshalb im Modell unter Berücksichtigung eines Umrechnungsfaktors BF (BelastungsFaktor) die Leistungsfähigkeit $L(t)$ um den Betrag $BF * B(t)$. Zum Zeitpunkt $t + \Delta t$ ergibt



Anm.: Training reduziert unmittelbar die aktuelle Leistungsfähigkeit und erhöht das Anpassungspotential. Die Flüsse vom Anpassungspotential zur Leistungsfähigkeit erhöhen in der Folge die Leistungsfähigkeit. Die Anpassungsraten werden dabei mit einem Anpassungsfaktor (AF) modifiziert und durch die maximale Anpassungsrate des Systems (APR_{max}) beschränkt. Nicht dargestellt sind der Umrechnungsfaktor BF und die Atrophierate AR.

Abbildung 1. Schematische Darstellung des Anpassungsmechanismus im SimBEA-Modell am Beispiel einer Einzelbelastung.

sich dann eine entsprechend verminderte Leistungsfähigkeit $L(t + \Delta t)$.

Wie im Modell der Proteinsynthese von Mader (1990) schafft die Belastung die Voraussetzung für die anschließend stattfindenden Anpassungsprozesse, die schließlich zur verbesserten Leistungsfähigkeit führen. Die Belastung wird deshalb im Anpassungspotential AP zwischengespeichert. Eine Belastung zum Zeitpunkt t erhöht das Anpassungspotential im Intervall $[t, t + \Delta t]$ um den Betrag $B(t)$.

Ähnlich wie im LeiPot-Modell (Mester & Perl, 2000) unterliegt die Anpassung des Systems in der Erholungsphase einer spezifischen Verzögerung, die die Erholungsfähigkeit des Athleten charakterisiert. Diese Verzögerung VA bestimmt die Höhe der AnpassungspotentialRate $APR(t)$ im Verhältnis zum aktuellen Bestand des Anpassungspotentials $AP(t)$:

$$APR(t) = AP(t) / VA$$

Einerseits wird das Anpassungspotential im Intervall $[t, t + \Delta t]$ nun um den Betrag $APR(t)$ vermindert, so dass sich zum Zeitpunkt $t + \Delta t$ folgender Bestand ergibt:

$$AP(t + \Delta t) = AP(t) + B(t) - APR(t)$$

Andererseits bewirkt die Anpassungspotentialrate eine Leistungssteigerung. Dazu wird der Betrag $APR(t)$ mit dem Umrechnungsfaktor BF und mit einem Anpassungsfaktor AF modifiziert, so dass sich die Leistungsfähigkeit um den Betrag $AF * BF * APR(t)$ erhöht. AF charakterisiert das Anpassungsverhalten des Athleten. Je größer AF, umso höher ist der Leistungsgewinn in Folge einer Trainingsbelastung und damit die Anpassungsfähigkeit des Athleten.

Die Leistungsfähigkeit zum Zeitpunkt $t + \Delta t$ kann dann folgendermaßen berechnet werden:

$$L(t + \Delta t) = L(t) - BF * B(t) + AF * BF * APR(t)$$

Bereits durch diese Grundstruktur des SimBEA-Modells lässt sich der bekannte Superkompensationseffekt (Jakowlew, 1977) modellieren (vgl. Brückner, 2007). Zusätzlich erweitern wir das Modell um eine Überlastungs- und eine Atrophiekomponente:

Da biologische Syntheseprozesse eine Kapazitätsgrenze besitzen (z.B. Goldspink, 1992; Hollmann & Mader, 2000; Jakowlew, 1977) und Anpassungsprozesse auf vermehrten Biosynthesen beruhen, sind Anpassungsvorgänge begrenzt. Die Fähigkeit zur Regeneration und Anpassung wird demnach im Modell mit Hilfe eines Minimumoperators durch eine maximale Anpassungsrate APR_{max} beschränkt, die entscheidend ist für die Belastbarkeit des Systems. So können starke Ab-

bauprozesse nach sehr großen Trainingsbelastungen ggf. nicht mehr durch Anpassungsvorgänge ausgeglichen werden, wenn die dafür erforderlichen Anpassungsraten die maximale Anpassungsrate deutlich überschreiten. Es kommt zum Übertraining und zum Leistungseinbruch.

Um Atrophieprozesse zu modellieren, führen wir für das SimBEA-Modell eine Atrophiekomponente ein, ähnlich wie im LeiPot-Modell (vgl. Perl, 2002 a). Vorerst wählen wir dafür eine konstante AtrophieRate AR. Im Modell bewirkt AR einen allmählichen Rückgang der Leistungsfähigkeit. Die vollständige, erweiterte Modellgleichung zur Bestimmung der Leistungsfähigkeit lautet dann:

$$L(t + \Delta t) = L(t) - BF * B(t) + AF * BF * \min(APR(t), APR_{max}) - AR$$

Die Schrittweite Δt bei der Berechnung der Modellzustände kann bei Simulationen mit dem SimBEA-Modell prinzipiell je nach Erfordernissen gewählt werden: Für die Simulation von täglichen Leistungsschwankungen ist eine Zeitspanne von einem Tag oder kleiner zu wählen; bei Simulationen von langfristigen Veränderungen kann Δt größer ausfallen, um den Rechenaufwand zu verringern.

Individuelle Modellanpassung und Modellprüfung

Bevor sich eines der beschriebenen Modelle im Sinne von Hohmann (2005) zur Trainingsteuerung einsetzen lässt, ist für den betreffenden Sportler eine individuelle Modellanpassung vorzunehmen und die Zuverlässigkeit und Gültigkeit dieses individuellen Modells zu prüfen. Ein entsprechendes Verfahren zur Modellanpassung und -prüfung wird im Folgenden für das SimBEA-Modell am Beispiel eines Langstreckenläufers dargestellt.

Versuchsplanung und -durchführung

Für die Modellanpassung und -prüfung werden in zwei trainingsbegleitenden Längsschnittuntersuchungen Belastungsdaten und Daten zur Entwicklung der Leistungsfähigkeit eines Läufers erhoben (Körpermasse: 72 kg, Körpergröße: 1,82 m, Alter: 26 Jahre bei Untersuchungsbeginn).

Ziel der Untersuchungen ist es, kurz- und langfristige belastungsbedingte Veränderungen des Trainingszustandes zu ermitteln. Dazu wird in einer ersten Untersuchungsphase (Untersuchung 1) von sechs Wochen täglich die Leistungsfähigkeit erfasst (42 Messwerte). In einer zweiten Untersuchungsphase (Untersuchung 2) über 68 Wochen erfolgt die Messung der Leistungsfähigkeit an insgesamt 25 Tagen, wobei die Wahl der Erhebungstage dem Sportler überlassen bleibt, so dass der Trainingsprozess und der Trainingsalltag hierbei nur in geringem Maße durch die Datenerhebung beeinflusst wird. Die Modellprüfung soll dadurch unter möglichst realitätsnahen Bedingungen erfolgen.

Messung der Trainingsbelastung

In Anlehnung an das Verfahren von Banister et al. (1986) lässt sich die Trainingsbelastung für Simulationszwecke als so genannter Trainingsimpuls über das Produkt aus Trainingsdauer und Trainingsbeanspruchung beschreiben. Die Beanspruchung wird hier über das subjektiv erlebte Beanspruchungsempfinden erfasst. Die Einschätzung der Beanspruchung erfolgt unmittelbar nach dem Training anhand der 15-stufigen rating of perceived exertion-scale (RPE, Borg-Skala) von Borg (1985). Bei der weiteren Berechnung der Gesamtbelastung einer Trainingseinheit (Trainingsimpuls TI) wird nun die Höhe der Beanspruchung (RPE; Wertebereich zwischen 6 und 20) ins Verhältnis zur maximal möglichen Beanspruchung gesetzt und dieser Wert mit der Belastungsdauer in Stunden multipliziert:

$$TI = (RPE - 6)/14 * \text{Belastungsdauer}$$

Die so ermittelten Trainingsimpulswerte liefern die Belastungswerte für die Trainingssimulationen bei der Modellanpassung und Modellprüfung.

Messung der Leistungsfähigkeit

Bei der Messung der Leistungsfähigkeit sind sowohl langfristige Veränderungen des Leistungs-niveaus als auch kurzfristige ermüdungsbedingte Schwankungen der Leistungsfähigkeit zu erfassen. Maximalbelastungen sind als Testverfahren ungeeignet, denn die Datenerhebung darf den Trainingsprozess nicht zu stark beeinflussen und für den Sportler nicht zu belastend sein. Ein Testverfahren, das diesen Anforderungen gerecht wird, hat Hottenrott (1993) vorgestellt: Beim so genannten Ausdauer-Standard-Test (AST) ist eine fünfminütige submaximale, standardisierte Belastung zu absolvieren. Dabei wird die Belastungsherzfrequenz als Beurteilungskriterium für den Zustand des Sportlers ermittelt.

Einerseits hängt die Herzfrequenz bei einer Standardbelastung vom Trainingszustand ab. Durch gesteigertes Training kommt es zu kardialen und vegetativen Anpassungen sowie zur Optimierung neuromuskulärer Steuerungsprozesse, wodurch langfristig die Belastungsherzfrequenz abnimmt. Umgekehrt steigt die Herzfrequenz bei einer Standardbelastung, wenn die Trainingsbelastung über längere Zeit reduziert wird (vgl. z.B. Neumann, Pfützner & Hottenrott, 2000).

Andererseits zeigt die Herzfrequenz bei submaximaler Standardbelastung auch kurzfristige Ermüdungsprozesse an: Bei unzureichender Erholung stellt die gleiche Belastung einen erhöhten Systemstress dar. Die sympathische Aktivität ist in diesem Fall höher als bei der gleichen Belastung im erholten Zustand. Entsprechend steigt auch die Herzfrequenz bei submaximaler Belastung im ermüdeten Zustand stärker an (vgl. Neumann et al., 2000). Eine erhöhte submaximale Herzfrequenz, die in einem Ausdauer-Standard-Test (AST) ermittelt wird, kann damit auch auf eine

starke muskuläre Ermüdung hindeuten (vgl. Neumann, Pfützner & Berbalk, 1998).

Als Standardbelastung wird hier ein 1200 m-Lauf auf einer 400 m-Rundbahn mit 15 km/h gewählt, bei dem die Herzfrequenz im 5 s-Intervall gemessen wird. Aus den Daten der zweiten und dritten Laufrunde ergibt sich die durchschnittliche Belastungsherzfrequenz HF_{AST} , die dann als Leistungsvariable in die Modellrechnungen eingeht. Die Durchführung des Ausdauer-Standard-Tests (Hottenrott, 1993) erfolgt jeweils morgens unmittelbar nach dem Aufstehen.

Modellanpassung und Parameterbestimmung

Für konkrete Simulationszwecke sind die Modellparameter so zu bestimmen, dass das allgemeine Modell in Verbindung mit den konkreten, also numerisch bestimmten Parametern, ein Abbild des modellierten Athleten darstellt. Zur individuellen Anpassung des SimBEA-Modells verwenden wir das Verfahren der simulationsbasierten Kalibrierung, das auch Perl und Mester (2001) zur Kalibrierung des LeiPot-Modells heranziehen. Es nutzt Simulationsrechnungen auf Grundlage von realen Belastungsdaten und bekannten Leistungswerten zur Bestimmung geeigneter Parameterausprägungen, so dass die Modellanpassung trainingsbegleitend erfolgen kann, wenn während des Trainingsprozesses Belastungs- und Leistungsdaten ermittelt werden. Die Parameter des Modells lassen sich danach bestimmen, wie genau sich mit ihnen der reale Leistungsverlauf für die gegebenen Belastungswerte simulieren lässt: „Mit Hilfe einer entsprechenden Suchstrategie können diejenigen Modellparameter bestimmt werden, mit denen die simulierten Leistungsdaten am besten die gemessenen Leistungsdaten approximieren“ (Perl & Mester, 2001, S. 55).

Wenn der konkrete Gegenstand der Modellbildung (hier die submaximale Belastungsherzfrequenz im AST) bekannt ist, ist es möglich, vorab aufgrund theoretischer Überlegungen oder empirischer Befunde relativ enge Wertebereiche für die Parameteroptimierung festzulegen. Innerhalb dieser Wertebereiche werden die Parameter mit einer festzusetzenden Schrittweite variiert und jeweils die Simulationsgenauigkeit bestimmt. Auf diese Weise lässt sich innerhalb der vorgegebenen Wertebereiche und Schrittweiten der optimale Parametersatz ermitteln, der die realen Leistungswerte mit der höchsten Genauigkeit approximiert. Als Maß für die Simulationsgenauigkeit wird bei der Kalibrierung die Intraclass-Korrelation zwischen den simulierten und den realen Leistungswerten herangezogen, die sowohl die Übereinstimmung der Schwankungen als auch die absolute Übereinstimmung beider Wertereihen in einem Koeffizienten erfasst (vgl. Bühl & Zöfel, 2000).

Für die in dieser Arbeit vorgestellten Simulationsrechnungen und Modellanpassungen haben wir eigens eine Simulationssoftware in der Programmiersprache Visual Basic for Applications auf Basis von Microsoft Excel 97 entwickelt. Mit ihr lassen sich u.a. für gegebene Belastungs- und

Leistungsdaten die Modellparameter über das beschriebene Verfahren der simulationsbasierten Kalibrierung bestimmen und statistische Kennwerte zur Güte der Modellanpassung an die gegebenen Leistungsdaten berechnen (absoluter und relativer Fehler, Pearson- und Intraclass-Korrelation).

Modellprüfung

Als übergeordnetes Ziel der empirischen Modellprüfung gilt es, die Frage zu beantworten, ob das SimBEA-Modell reale Anpassungsprozesse an Trainingsbelastungen simulieren kann und somit im Trainingsalltag als Planungsinstrument einsetzbar ist. Die Prüfung dieses übergeordneten Kriteriums erfolgt in vier Schritten über die Untersuchung verschiedener Aspekte der Reliabilität und Validität des Modells.

Bezüglich der Reliabilität ist zu prüfen, wie zuverlässig das SimBEA-Modell im Einzelfall kalibrierbar ist, ob also im Einzelfall Modellparameter und Modellverhalten zuverlässig bestimmbar sind. Hierbei ist nachzuweisen, dass das gewählte Kalibrierungsverfahren zuverlässig ist (Schritt 1) und dass die Wahl der Leistungsdaten bei der Kalibrierung keinen Einfluss auf das Modellverhalten hat (Schritt 2). Bezogen auf die Validität ist dann zu prüfen, wie genau das SimBEA-Modell reale Leistungsentwicklungen simulieren kann. Hierbei geht es sowohl darum, reale Trainings- und Anpassungsprozesse über das Modell nachzubilden (Schritt 3), als auch darum, die Prognosegüte des SimBEA-Modells nachzuweisen (Schritt 4).

Schritt 1: Prüfung der Reliabilität des Kalibrierungsverfahrens

Um das SimBEA-Modell in der Trainingspraxis beispielsweise für Planungs- oder Analysezwecke einsetzen zu können, muss es an realen Belastungs- und Leistungsdaten eines Athleten kalibriert werden. Die Grundidee der simulationsbasierten Kalibrierung des SimBEA-Modells wurde von Perl und Mester (2001) übernommen. Für das LeiPot-Modell konnten die Autoren nachweisen, dass das Verfahren dort zuverlässig die Modellparameter ermitteln kann. Für das Kalibrierungsverfahren des SimBEA-Modells ist die Zuverlässigkeit des Kalibrierungsverfahrens ebenfalls zu zeigen. Denn nur wenn diese gegeben ist, sind auch zuverlässige Simulationen möglich.

Methode und Hypothesen

Im ersten Schritt wird das SimBEA-Modell mittels simulationsbasierter Kalibrierung an den Belastungs- und Leistungsdaten von Untersuchung 1 kalibriert (Modell U1). Anschließend berechnen wir mit diesem ersten Modell U1 das Leistungsprofil für ein fiktives Belastungsprofil. Dieses fiktive Belastungsprofil wurde in Anlehnung an ein systematisches Trainingskonzept von Sleamaker (1996) erstellt. Die Gesamtbelastung von 15 Belastungseinheiten entspricht dabei der durchschnittlichen

täglichen Belastung von Untersuchung 1. Für dieses simulierte Leistungsprofil ist somit der zugrundeliegende Anpassungsmechanismus bekannt; er entspricht dem Mechanismus von Modell U1.

Im zweiten Schritt wird das SimBEA-Modell erneut mittels simulationsbasierter Kalibrierung an den fiktiven Belastungsdaten und den mit Modell U1 berechneten Leistungsdaten kalibriert (Modell F).

Im dritten Schritt wird die von Modell U1 berechnete Leistungsentwicklung mit derjenigen verglichen, die von Modell F berechnet wurde, das ja an Modell U1 angepasst wurde. Wenn beide Leistungsprofile nur geringfügig voneinander abweichen, ist dieses als Indiz dafür anzusehen, dass das Verfahren der simulationsbasierten Kalibrierung zuverlässig ist. Denn: Das mittels simulationsbasierter Kalibrierung kalibrierte SimBEA-Modell zeigt ein sehr ähnliches Verhalten wie das ursprüngliche SimBEA-Modell. Folgende Hypothese wird aufgestellt:

Hypothese 1.1: Für das fiktive Belastungsprofil zeigen Modell U1 und Modell F das gleiche Modellverhalten.

Um sicherzustellen, dass das Kalibrierungsverfahren auch in anderen Belastungsbereichen zuverlässig ist, wird das obige Verfahren für ein niedrigeres und ein höheres Belastungsprofil wiederholt: Dazu wird bei gleichem systematischen Aufbau die Gesamtbelastung auf 80 % (120 %) der ursprünglichen Belastung verringert (erhöht). Die Simulation mit Modell U1 liefert zu diesem Belastungsprofil wiederum Leistungswerte, an denen das SimBEA-Modell erneut kalibriert wird. Und auch das so gewonnene **Modell F_{80%}** (bzw. **Modell F_{120%}**) liefert wiederum Leistungswerte, die erneut mit den ursprünglichen verglichen werden, also mit den Werten, die vorher Modell U1 für das selbe Belastungsprofil erzeugt hatte.

Hypothese 1.2: Für das verminderte (erhöhte) fiktive Belastungsprofil stimmt das Verhalten von Modell U1 und Modell **F_{80%}** (Modell **F_{120%}**) überein.

Die Modelle U1, F, **F_{80%}** und **F_{120%}** folgen alle dem gleichen Belastungs-Anpassungs-Mechanismus, wobei die Modelle F, **F_{80%}** und **F_{120%}** Approximationen von Modell U1 sind. Da die bei der Kalibrierung genutzten Leistungsdaten durch Modell U1 erzeugt wurden, existiert also ein Parametersatz, der das vorgegebene Modellverhalten exakt erzeugt. Der Grad der Übereinstimmung der Leistungsentwicklung für das jeweilige Belastungsprofil drückt also aus, ob und in welchem Maß das vorgestellte Verfahren der Parameterbestimmung geeignet ist, aufgrund von gegebenen Belastungs- und Leistungsdaten das Modellverhalten zuverlässig zu bestimmen.

Statistische Verfahren und Hypothesen

Die Übereinstimmung von zwei Leistungsprofilen lässt sich statistisch über das Verfahren der Intraclass-Korrelation erfassen (vgl. Bühl & Zöfel, 2000, S. 330). Entsprechend ergeben sich folgende statistische Hypothesen:

$H_01.1$: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den von Modell U1 und Modell F erzeugten Leistungswerten für das fiktive Belastungsprofil ($rl_{CC} \leq 0$).

$H_11.1$: Zwischen den von Modell U1 und Modell F für das fiktive Belastungsprofil erzeugten Leistungswerten besteht ein positiver Zusammenhang ($rl_{CC} > 0$).

$H_01.2$: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den von Modell U1 und Modell F_{80%} (Modell F_{120%}) erzeugten Leistungswerten für das fiktive verminderte (erhöhte) Belastungsprofil ($rl_{CC} \leq 0$).

$H_11.2$: Zwischen den von Modell U1 und Modell F_{80%} (Modell F_{120%}) erzeugten Leistungswerten besteht ein positiver Zusammenhang ($rl_{CC} > 0$).

Ergebnisse

Die mittlere Abweichung der von Modell U1 und Modell F erzeugten Leistungswerte beträgt 0.12 Schläge/min bzw. 0.08 %. Bezüglich der verminderten Belastung ergibt sich ein Simulationsfehler von 0.15 Schläge/min bzw. 0.10 % für die mit Modell U1 und Modell F_{80%} erzeugten Leistungswerte. Bei der erhöhten Belastung beträgt der Fehler 0.28 Schläge/min bzw. 0.18 % (Modell U1 und Modell F_{120%}).

In allen drei Simulationen ergeben sich Intraclass-Korrelationen von $rl_{CC} = 1.00$ ($df = (40, 41, 0)$, $p < .001$). Bei dem gewählten α -Niveau von $\alpha = .05$ können alle Nullhypothesen verworfen und die Alternativhypothesen angenommen werden: Die simulierten Leistungswerte korrelieren in allen drei Fällen positiv und stimmen nahezu überein. Damit bestätigen sich Hypothese 1.1 und 1.2: Modell U1 und Modell F zeigen das gleiche Modellverhalten für das fiktive Belastungsprofil, und Modell U1 und Modell F_{80%} bzw. Modell F_{120%} zeigen dasselbe Modellverhalten für das verminderte bzw. erhöhte Belastungsprofil.

Diskussion

Alle berechneten Intraclass-Korrelationen ergeben einen sehr hohen oder nahezu perfekten positiven Zusammenhang. Damit stimmen die jeweils betrachteten Leistungswerte und damit ebenfalls die jeweiligen Modelle bezüglich ihres Verhaltens nahezu perfekt überein.

Die Modelle F, F_{80%} und F_{120%} wurden an vorgegebenen Belastungs- und Leistungsdaten kalibriert. Dabei variierte die Höhe der Belastung, während der zugrundeliegende Anpassungsmechanismus der Leistung in allen Fällen gleich war, nämlich entsprechend dem Mechanismus von Modell U1. Die sehr hohen Intraclass-Korrelationen zeigen: Das Modellverhalten von Modell U1 kann in allen drei Fällen zuverlässig simuliert wer-

den (Hypothesen 1.1 und 1.2), was bedeutet: In allen drei Belastungsbereichen lässt sich das SimBEA-Modell so kalibrieren, dass es den Anpassungsprozess zuverlässig simulieren kann.

Schritt 2: Prüfung der Reliabilität

Methode und Hypothese

Im nächsten Schritt ist nun die Reliabilität des SimBEA-Modells selbst zu prüfen. Im Mittelpunkt steht dabei die Frage, ob die Wahl der Leistungsdaten bei der Modellkalibrierung einen Einfluss auf das Verhalten des kalibrierten Modells hat. Zuverlässige Simulationen mit dem SimBEA-Modell sind nur möglich, wenn das Systemverhalten nicht von der Wahl einzelner Leistungsdaten bei der Kalibrierung abhängt. Wenn also aus ein und demselben Trainingsabschnitt unterschiedliche Leistungsdaten zur Kalibrierung genutzt werden, sollten die kalibrierten Modelle trotzdem dasselbe Modellverhalten zeigen und damit zu gleichen Simulationsergebnissen kommen.

Hypothese 2: Die Auswahl der Leistungsdaten für die Kalibrierung (aus einem diskreten Belastungszeitraum) beeinflusst nicht das Modellverhalten.

Statistische Verfahren und Hypothesen

Für die Hypothesenprüfung werden die Daten beider Untersuchungsphasen genutzt und folgendes Verfahren gewählt: Das SimBEA-Modell wird (getrennt für beide Datensätze) einmal an den Leistungsdaten für den ersten, dritten, fünften usw. Messzeitpunkt (**Modell U1_{ungerade}** bzw. **Modell U2_{ungerade}**) und ein weiteres Mal an dem zweiten, vierten, sechsten usw. Datenpunkt kalibriert (**Modell U1_{gerade}** bzw. **Modell U2_{gerade}**). Anschließend werden die an den jeweils ungeraden bzw. geraden Datenpunkten kalibrierten Modelle U1_{ungerade} und U1_{gerade} (resp. U2_{ungerade} und U2_{gerade}) genutzt, um die Leistungsdaten für alle Messzeitpunkte zu berechnen. Wie gut die Leistungsdaten übereinstimmen, wird mittels Intraclass-Korrelation geprüft.

Die Null- bzw. Alternativhypothese für Untersuchung 1 lautet:

$H_02.1$: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den von Modell U1_{ungerade} und Modell U1_{gerade} erzeugten Leistungswerten ($rl_{CC} \leq 0$).

$H_12.1$: Zwischen den von Modell U1_{ungerade} und Modell U1_{gerade} erzeugten Leistungswerten besteht ein positiver Zusammenhang ($rl_{CC} > 0$).

Entsprechend lauten die Hypothesen für Untersuchung 2:

$H_02.2$: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den von Modell U2_{ungerade} und Modell U2_{gerade} erzeugten Leistungswerten ($rl_{CC} \leq 0$).

$H_12.2$: Zwischen den von Modell U2_{ungerade} und Modell U2_{gerade} erzeugten Leistungswerten besteht ein positiver Zusammenhang ($rl_{CC} > 0$).

Ergebnisse

Die von Modell U1_{ungerade} und Modell U1_{gerade} (Untersuchung 1) bzw. von Modell U2_{ungerade} und Modell U2_{gerade} (Untersuchung 2) berechneten Herzfrequenz-Werte stimmen gut überein: Die Intraclass-Korrelation der Leistungsdaten von Modell U1_{ungerade} und Modell U1_{gerade} beträgt $r_{CC} = .92$, $df = (40, 41, 0)$, $p < .001$. Für Modell U2_{ungerade} und Modell U2_{gerade} ergibt sich ein Zusammenhang der simulierten Leistungswerte von $r_{CC} = .93$, $df = (23, 24, 0)$, $p < .001$. Damit können die Nullhypothesen verworfen und die Alternativhypothesen angenommen werden. Es besteht ein positiver Zusammenhang zwischen den simulierten Leistungswerten. Demnach wird Hypothese 2 bestätigt: Die Wahl der Leistungsdaten für die Kalibrierung beeinflusst nicht das Modellverhalten.

Diskussion

Untersucht wurde der Einfluss, den die Datenauswahl bei der Kalibrierung auf das spätere Modellverhalten hat. Das Verhalten der untersuchten Modelle stimmt in hohem Masse überein, trotz unterschiedlicher Datenbasis (desselben Anpassungsprozesses) bei der Kalibrierung. Die Intraclass-Korrelationen zeigen eine hohe Übereinstimmung der berechneten Leistungswerte an und entsprechen beispielsweise den Anforderungen, die Rost (1999) an die Reliabilität von Leistungsmessungen stellt. Die Übereinstimmung des Modellverhaltens ergibt sich, obwohl die Modelle einmal an jedem ersten, dritten, fünften usw. der vorliegenden Leistungswerte, und einmal an jedem zweiten, vierten, sechsten usw. Leistungswert kalibriert wurden. Die unterschiedliche Datenbasis für die Kalibrierung zeigt damit, dass die Wahl der Leistungswerte offenbar nur einen geringen Einfluss auf das Simulationsergebnis hat. Das gilt sowohl für Untersuchung 1, bei der täglich der Leistungszustand über sechs Wochen gemessen wurde, als auch für Untersuchung 2 mit einer deutlich geringeren Messwertdichte von 25 Leistungsdaten in einem Trainings- und Simulationszeitraum von über einem Jahr. Damit kann dem SimBEA-Modell eine hohe Stabilität des Modellverhaltens hinsichtlich unterschiedlicher Ausgangsdaten bei der Kalibrierung bescheinigt werden.

Schritt 3: Prüfung der Validität

Ähnlich wie bei Tests und Messverfahren, so ist auch bei Modellen die Validität zu prüfen. Allgemein ist unter der Validität die Güte zu verstehen, mit der ein Verfahren das Merkmal misst, das es zu messen vorgibt (vgl. etwa Bortz & Döring, 1995). Grundsätzlich lassen sich verschiedene Formen der Validität unterscheiden. In Bezug auf Modelle sprechen Perl und Uthmann (1997) dann von einer positiv ausgefallenen Validierung, wenn der Grad der Übereinstimmung von Modell- und Realitätsverhalten zufriedenstellend ist. Dieser Validitätsbegriff ähnelt dem Begriff der Kriteriumsvalidität für Tests. Darunter versteht man die Kor-

relation eines Messwertes mit einem Außenkriterium, das das gleiche Merkmal misst (Bortz & Döring, 1995). Im Folgenden soll in diesem Sinne die Validität des SimBEA-Modells geprüft werden. Zu beantworten ist also die Frage, ob die simulierten Leistungswerte mit den realen Leistungswerten zufriedenstellend übereinstimmen.

Methode und Hypothese

Um die Validität des SimBEA-Modells zu prüfen, wird das Modell an den empirischen Belastungs- und Leistungsdaten beider Untersuchungen getrennt kalibriert (Modell U1 und Modell U2). In Anlehnung an Perl und Uthmann (1997) stellt dann der Grad der Übereinstimmung der modellierten Leistungswerte mit den realen Werten ein Maß für die Validität dar. Folgende Hypothese ist für beide Untersuchungsphasen zu prüfen:

Hypothese 3: Das SimBEA-Modell kann den realen Verlauf der Leistungsfähigkeit als Reaktion auf die gegebene Trainingsbelastung simulieren.

Statistische Verfahren und Hypothesen

Bei der praktischen Validierung ergibt sich nun allerdings die Frage, wann die Übereinstimmung von Modell- und Realitätsverhalten im Sinne von Perl und Uthmann (1997) als zufriedenstellend anzusehen ist. Aber weder diese Autoren liefern entsprechende operationalisierte Bewertungskriterien, noch sind in der weiteren vorliegenden Literatur näher qualifizierende Angaben in Zusammenhang mit entsprechenden trainingswissenschaftlichen Belastungs- und Anpassungsmodellen zu finden. Bei der Validitätsprüfung wird deshalb auf die allgemeinen Angaben von Bortz und Döring (1995, S. 187) zurückgegriffen. Danach ist ein Validitätskoeffizient zwischen .40 und .60 als mittelmäßig zu bewerten. Größere Werte gelten dementsprechend als hoch.

Als Validitätskoeffizient wird wiederum die Intraclass-Korrelation herangezogen. Sie erfasst hier bezüglich der Leistungsfähigkeit den Grad der Übereinstimmung von Modell- und Realitätsverhalten. Folgende statistische Hypothesen sind auf dem gewählten α -Niveau von $\alpha = .05$ zu prüfen:

H₀3.1 bzw. H₀3.2: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den von Modell U1 (Modell U2) erzeugten Leistungswerten und den realen Leistungswerten ($r_{CC} \leq 0$).

H₁3.1 bzw. H₁3.2: Zwischen den von Modell U1 (Modell U2) erzeugten Leistungswerten und den realen Leistungswerten besteht ein positiver Zusammenhang ($r_{CC} > 0$).

Ergebnisse

Abbildung 2 und 3 veranschaulichen die Übereinstimmung der gemessenen HF_{AST}-Werte mit den berechneten Werten. Für Untersuchung 1 ergibt sich ein Zusammenhang der realen Leistungsdaten mit den simulierten Daten von $r_{CC} = .86$ ($df = (40, 41, 0)$, $p < .001$, Fehler: 2.63 Schläge/min bzw. 1.73 %). Bei Untersuchung 2 beträgt

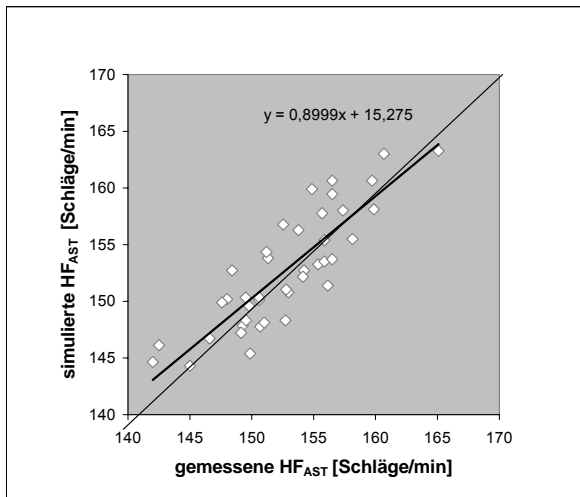


Abbildung 2. Gegenüberstellung der in Untersuchung 1 mit dem Ausdauer-Standard-Test gemessenen Herzfrequenzen und der zugehörigen simulierten Herzfrequenz-Werte und entsprechende Regressionsgerade. Bei perfekter Übereinstimmung der gemessenen und berechneten Werte würden die Punkte und die Regressionsgerade auf der Identitätslinie liegen.

die Intraclass-Korrelation $r_{CC} = .65$ ($df = (23, 24, 0)$, $p < .001$, Fehler: 3.72 Schläge/min bzw. 2.35 %).

Die Nullhypothesen können demnach verworfen werden; entsprechend ist von der Gültigkeit der Alternativhypothesen auszugehen. In beiden Fällen bestehen positive Zusammenhänge zwischen den realen und den berechneten Leistungswerten. Demnach bestätigen beide Untersuchungen Hypothese 3: Das SimBEA-Modell kann den realen Verlauf der Leistungswerte simulieren.

Diskussion

In beiden Untersuchungen ergeben sich signifikante positive Intraclass-Korrelationen zwischen den realen und den berechneten Leistungsdaten. Nach den allgemeinen Bewertungskriterien für Validi-

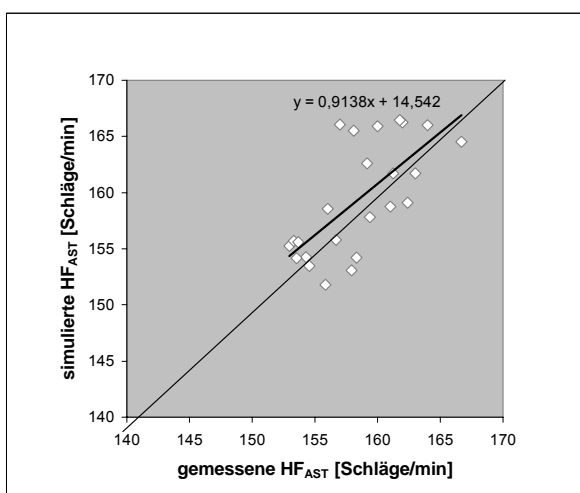


Abbildung 3. Gegenüberstellung der in Untersuchung 2 mit dem Ausdauer-Standard-Test gemessenen Herzfrequenzen und der zugehörigen simulierten Herzfrequenz-Werte und entsprechende Regressionsgerade (siehe auch Erläuterung zu Abb. 2).

tätskoeffizienten von Bortz und Döring (1995) sind die Werte $r_{CC} = .86$ bzw. $r_{CC} = .65$ als hoch zu bewerten. Weineck (1997, S. 53) nennt Kriterien zur Beurteilung von Gütekoeffizienten für sportmotorische Tests. Sportmotorischen Tests sind innerhalb der Trainingssteuerung ähnliche Funktionen zuzuschreiben wie simulativen Trainingswirkungsmodellen. Im ersten Fall werden Aspekte der sportlichen Leistungsfähigkeit gemessen, im zweiten Fall wird die Leistungsfähigkeit berechnet. Beide Verfahren zur Informationsgewinnung sollen letztlich Entscheidungsprozesse in der praktischen Trainingssteuerung ermöglichen, so dass an beide Verfahrensweisen ähnliche Anforderungen hinsichtlich der Gültigkeit der Daten zu stellen sind. Werden die von Weineck (1997, S. 53) angeführten Beurteilungskriterien auf das Problem der Modellvalidierung übertragen, dann sind die vorliegenden Korrelationen folgendermaßen zu bewerten: Der Zusammenhang von $r_{CC} = .86$ spricht für eine ausgezeichnete Validität des SimBEA-Modells, der Wert von $r_{CC} = .65$ ist bei sehr komplexen Tests als annehmbar anzusehen. Zweifellos darf die Simulation der Ermüdungs- und Anpassungsprozesse als komplexes Verfahren im genannten Sinne anzusehen sein, zumal dann, wenn die Simulation derart lange Zeiträume umfasst. So ist auch die für Untersuchung 2 gefundene Validität als durchaus annehmbar zu bewerten.

Somit ist davon auszugehen, dass Modell- und Realitätsverhalten in hohem Maße (nach Bortz & Döring, 1995) bzw. annehmbar bis ausgezeichnet (nach Weineck, 1997) übereinstimmen, so dass das SimBEA-Modell im Sinne von Perl und Uthmann (1997) als valide bezeichnet werden darf.

Dennoch sind zwei Punkte anzumerken: 1. Da die Simulationsgenauigkeit bei Untersuchung 2 über 68 Wochen deutlich gegenüber der sechswöchigen Untersuchung abfällt, kann vermutet werden, dass die Modellparameter sich im Laufe der Zeit verändern, dass also keine 100%ige zeitliche Stabilität der Parameter gegeben ist. Für praktische Simulationszwecke über derart lange Zeitspannen sollte deshalb die Kalibrierung des Modells regelmäßig überprüft werden, um gegebenenfalls durch eine Parameteranpassung die Simulationsgenauigkeit zu verbessern.

2. Trotz einer als hoch zu bewertenden Validität treten auch bei Untersuchung 1 deutliche Abweichungen zwischen Modellverhalten und realen Messwerten auf. Zurückzuführen ist das darauf, dass das SimBEA-Modell, wie jedes andere Modell auch, ein vereinfachtes Abbild seines realen Vorbildes ist. Eine wesentliche Vereinfachung der Realität ist z. B. in der Annahme einer monofaktoriellen Struktur der Leistungsfähigkeit zu sehen: Die Belastung wirkt im Modell auf eine Leistungs-komponente, die daraufhin in einer bestimmten Weise ermüdet und dann ein charakteristisches Anpassungsverhalten zeigt. In der Realität sind sportliche Leistungen dagegen multifaktoriell bedingt, da viele Teilsysteme zusammenwirken und die Leistung absichern müssen und da außerdem vielfältige Faktoren auf den Athleten einwirken.

Jede Vereinfachung bei der Modellbildung führt dazu, dass Modell und modelliertes System sich mehr oder weniger unterscheiden. Abweichungen im Modellverhalten sind damit normal. Ziel einer Modellbildung kann es demnach nicht sein, ein „richtiges“ Modell zu entwickeln, sondern ein Modell, das für die vorgesehenen Zwecke geeignet ist (vgl. auch Perl & Uthmann, 1997). Bei den gegebenen Validitäten scheint eine taggenaue und numerisch exakte Berechnung nicht oder nur eingeschränkt möglich zu sein. Im vorliegenden Fall, in dem die Leistungsfähigkeit über den Ausdauer-Standard-Test erfasst wird, ist eine genaue Kenntnis der Herzfrequenzwerte darüberhinaus für trainingsplanerische Zwecke nicht notwendig, da über die HF_{AST} z.B. keine exakte Prognose der Wettkampfleistung möglich ist. Vielmehr sind hier die trainingsbedingten Veränderungen von Interesse. Und für eine Simulation der Entwicklungstendenz dürfte das SimBEA-Modell durchaus geeignet sein, so dass das Modell in der Trainingsanalyse Aufschluss darüber geben kann, ob Trainingsbelastungen positive oder negative Effekte haben und ob das Training noch zu optimieren ist.

Schritt 4: Prüfung der prognostischen Validität

Im vorhergehenden Abschnitt ist bereits ein Aspekt im Hinblick auf die Validität des SimBEA-Modells untersucht worden: So wurde geprüft, ob und inwieweit es möglich ist, das Modell an vorliegende Leistungsdaten anzupassen. Für praktische Zwecke, z.B. in der Trainingsplanung, ist es darüber hinaus außerdem erforderlich, die prognostische Validität zu prüfen. Es ist also nachzuweisen, dass das SimBEA-Modell auch zutreffende Prognosen ermöglicht. Dazu ist zunächst das Modell an vorliegenden Belastungs- und Leistungsdaten zu kalibrieren und anschließend zu prüfen, ob dieses Modell für eine zweite Belastungsphase den realen Verlauf der Leistungsfähigkeit richtig prognostizieren kann. Der Grad der Übereinstimmung der simulierten Leistungswerte mit den realen Leistungswerten kennzeichnet dann die prognostische Validität des Modells. Geprüft wird die prognostische Validität des SimBEA-Modells in zwei Teiluntersuchungen, wobei unterschiedlich lange Kalibrierungs- und Prognosezeiträume betrachtet werden.

Kurzfristige Prognose

Im Trainingsalltag ist es erforderlich, Trainingsbelastungen kurzfristig auf den aktuellen Trainingszustand des Athleten abzustimmen, um so Über- oder Unterforderung zu vermeiden. Wird das SimBEA-Modell im Training fortlaufend an Belastungs- und Leistungsdaten eines Sportlers kalibriert, dann ließe es sich für kurzfristige Simulationen von Trainingswirkungen und für Leistungsprognosen einsetzen. Z.B. könnte man dann aufgrund der vorliegenden Trainingsdaten die Wirkung des geplanten Trainings für den nächsten Mikrozyklus simulieren, um ggf. korrigierend in den

Trainingsprozess einzugreifen. Für einen solchen Einsatzzweck ist jedoch die prognostische Validität über den entsprechenden Zeitraum von einer Woche nachzuweisen.

Hypothese 4.1: Das an den Trainings- und Leistungsdaten weniger Mikrozyklen kalibrierte SimBEA-Modell kann die Leistungsentwicklung über einen Zeitraum von einer Woche zutreffend simulieren.

Die Hypothesenprüfung erfolgt anhand von Untersuchung 1. Das SimBEA-Modell wird mittels simulationsbasierter Kalibrierung über zwei, drei, vier und fünf Wochen kalibriert. Dabei werden jeweils alle möglichen Abschnitte der sechswöchigen Untersuchung genutzt, um dann die Prognosegüte für die folgende Woche zu prüfen. Eingangswert für die Simulation in der Prognosephase ist jeweils der letzte simulierte Leistungswert der Kalibrierungsphase.

So wird das SimBEA-Modell beispielsweise an der ersten und zweiten Woche kalibriert, um dann, ausgehend vom letzten berechneten Leistungswert, die Leistungswerte für die dritte Woche zu prognostizieren. Außerdem folgen eine Kalibrierung an der zweiten und dritten Woche, an der dritten und vierten Woche und an der vierten und fünften Woche, um die Entwicklung in der jeweils folgenden Woche zu simulieren. Entsprechend ist das Vorgehen bei den längeren Kalibrierungsabschnitten. Bei der Kalibrierung über fünf Wochen erfolgt schließlich nur eine Modellanpassung an den Daten der Wochen eins bis fünf und die Prognose für die sechste Untersuchungswoche.

Statistische Verfahren und Hypothesen

Die Beurteilung der Prognosegüte erfolgt über die Pearson-Korrelation zwischen den gemessenen Leistungswerten und den mit dem SimBEA-Modell prognostizierten Werten. Für alle genannten Varianten der Kalibrierung werden global folgende statistische Hypothesen auf dem α -Niveau von $\alpha = .05$ im Rahmen von einseitigen Tests geprüft:

H₀4.1: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den prognostizierten Leistungswerten und den realen Leistungswerten in der Prognosephase von einer Woche ($r \leq 0$).

H₁4.1: Zwischen den prognostizierten Leistungswerten und den realen Leistungswerten in der Prognosephase besteht ein positiver Zusammenhang ($r > 0$).

Die Hypothesenentscheidungen fallen im vorliegenden Fall aufgrund des Vergleichs der empirischen Prüfstatistik mit einem sogenannten kritischen Wert (vgl. Bortz, 1993): Dazu werden die Korrelationskoeffizienten t -transformiert und mit dem kritischen t -Wert $t_5 = 2.015$ verglichen ($\alpha = .05$, einseitiger Test, $n = 7$, $df = 5$). Korrelationen mit t -Werten oberhalb dieses kritischen t -Wertes sind als signifikant anzusehen, so dass die Nullhypothese zu verwerfen und die Alternativhypothese anzunehmen ist. Für $r = .669$ und $r = .670$ ergeben sich t -Werte von 2.013 bzw. 2.018. Korrelationen mit $r \geq .67$ führen demnach zur Annahme der Alternativhypothese; Korrelatio-

nen mit $r < .67$ werden als nicht signifikant betrachtet. Aus Gründen der Anschaulichkeit werden die Korrelationen in Abhängigkeit von der Kalibrierungsdauer (zwei, drei, vier oder fünf Wochen) zusammengefasst. Die einzelnen Korrelationskoeffizienten werden dazu in Fishers Z-Werte transformiert, um dann die arithmetischen Mittelwerte zu bilden. Diese Mittelwerte lassen sich anschließend wieder zurücktransformieren (vgl. Bortz, 1993).

Ergebnisse und Diskussion

Im Durchschnitt ergeben sich für alle Kalibrierungsabschnitte positive mittlere Korrelationen. Im Fall der zweiwöchigen Kalibrierung liegt allerdings nur eine Korrelation über dem kritischen Wert von $r = .67$, ein Korrelationskoeffizient ist sogar negativ ($r = -.17$). Dagegen liegen bei Kalibrierungszeitabschnitten zwischen drei und fünf Wochen alle Korrelationen über dem kritischen Wert von $r = .67$. Damit können die Nullhypothesen bei mindestens dreiwöchigen Kalibrierungsphasen verworfen und die Alternativhypothesen angenommen werden. Es bestehen demnach positive Zusammenhänge zwischen der realen Leistungsfähigkeit und der über eine Woche prognostizierten Leistungsfähigkeit. Hypothese 4.1 wird also bestätigt, so dass sich das SimBEA-Modell unter den genannten Bedingungen zu Prognosezwecken einsetzen lässt.

Abbildung 4 zeigt die mittleren Validitätskoeffizienten für die verschiedenen Kalibrierungsabschnitte. Werden zur Beurteilung der prognostischen Validität wiederum die Bewertungskriterien von sportmotorischen Tests nach Weineck (1997) herangezogen, dann zeigt sich für die dreiwöchige Kalibrierung im Mittel eine sehr gute Prognosegüte ($M = .84$). Bei vier- und fünfwöchiger Kalibrierung

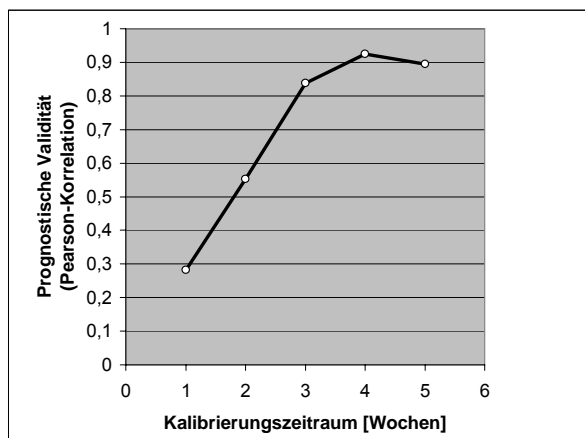


Abbildung 4. Darstellung der Prognosegüte des SimBEA-Modells (mittlere Pearson-Korrelationen) für einwöchige Leistungsprognosen in Abhängigkeit von der Länge der Kalibrierungsdauer. Mit zunehmender Kalibrierungsdauer steigt die prognostische Validität.

sind die mittleren Korrelationskoeffizienten sogar ausgezeichnet ($M = .93$ bzw. $M = .90$) zu bewerten.

Langfristige Prognose

Die Simulation von Trainingswirkungen über mehrere Wochen oder Monate ließe sich in der Trainingsplanung von Mesozyklen einsetzen. Die Validität bezüglich solcher langfristigen Prognosen wird anhand von Untersuchung 1 und 2 geprüft und dazu das Modell jeweils an die erste Hälfte der vorliegenden Leistungswerte über das Verfahren der simulationsbasierten Kalibrierung angepasst (Kalibrierungsphase). Anschließend simuliert das Modell die weitere Leistungsentwicklung für die real absolvierte Trainingsbelastung. In der Prognosephase lässt sich dann für die zweite Hälfte der vorliegenden realen Leistungsdaten die Übereinstimmung mit den simulierten Leistungswerten bestimmen. Bezüglich beider Untersuchungsphasen wird folgendes erwartet:

Hypothese 4.2: Das an der ersten Hälfte der vorliegenden Leistungsdaten kalibrierte SimBEA-Modell kann den weiteren Verlauf der realen Leistungsfähigkeit zutreffend simulieren.

Statistische Verfahren und Hypothesen

Die Beurteilung der Prognosegüte erfolgt wiederum über die Pearson-Korrelation. Für Untersuchung 1 bzw. 2 sind folgende statistische Hypothesen auf dem α -Niveau von $\alpha = .05$ im Rahmen von einseitigen Tests zu prüfen:

$H_{04.2.1}$ bzw. $H_{04.2.2}$: Es besteht kein positiver Zusammenhang zwischen den prognostizierten Leistungswerten und den realen Leistungswerten in der Prognosephase ($r \leq 0$).

$H_{14.2.1}$ bzw. $H_{14.2.2}$: Zwischen den prognostizierten Leistungswerten und den realen Leistungswerten in der Prognosephase besteht ein positiver Zusammenhang ($r > 0$).

Ergebnisse

Für Untersuchung 1 ergibt sich für die Prognosephase ein Zusammenhang der realen und simulierten Leistungswerte von $r = .54$ ($p < .01$, Fehler: 5.27 Schläge/min bzw. 3.50 %). Für Untersuchung 2 zeigt sich ein Zusammenhang von $r = .56$ ($p < .05$, Fehler: 15.1 Schläge/min bzw. 9.50 %).

Demnach fallen die Hypothesenentscheidungen in beiden Fällen zugunsten der Alternativhypothesen aus und die ermittelten Zusammenhänge zwischen den prognostizierten und den gemessenen Werten sind ein Indiz für die Bestätigung von Hypothese 4.2: Das an der ersten Hälfte der vorliegenden Leistungsdaten kalibrierte SimBEA-Modell kann den weiteren Verlauf der realen Leistungsfähigkeit simulieren.

Diskussion

Untersucht wurde die Prognosegüte des SimBEA-Modells über einen Zeitraum von drei Wochen bei dreiwöchiger Kalibrierung und über 46 Wochen bei einer Kalibrierung über 22 Wochen. Zwischen den gemessenen und den simulierten Leistungsdaten bestehen in beiden Fällen signifikante Zusammenhänge. Nach den Kriterien von Bortz und Döring (1995) sprechen die Korrelationen von $r = .54$ bzw. $r = .56$ für eine mittelmäßige prognostische Validität des Modells unter den vorliegenden Bedingungen. Wird zusätzlich der absolute und relative Fehler der Leistungsprognose berücksichtigt, dann ist diese Bewertung bzgl. Untersuchung 2 zu hinterfragen (Fehler: 15.1 Schläge/min bzw. 9.50 %). Wodurch sind die großen Abweichungen von Modell- und Realverhalten zu erklären?

Eine Trainingsanalyse zeigt, dass die weitaus größte Trainingsbelastung zwischen dem 16. und 17. HF_{AST}-Messwert für die Leistungsfähigkeit auftritt. In dieser Zeit wurde ein Trainingslager mit besonders hohen Trainingsumfängen durchgeführt. Das SimBEA-Modell wurde über die ersten 13 Messwerte kalibriert. Die Trainingsbelastungen lagen in dieser Zeit deutlich unter der Belastung des Trainingslagers, so dass das Modell für derartige Spitzenbelastungen nicht kalibriert wurde. Entsprechend zeigt es dann in der Prognosephase ein nicht-adäquates Anpassungsverhalten, das die realen Anpassungen bei weitem übertrifft.

Um diese hypothetische Erklärung zu prüfen, wird das SimBEA-Modell erneut kalibriert. Dabei wird der Kalibrierungszeitraum bis zum 17. HF_{AST}-Wert ausgeweitet, so dass die Spitzenbelastung des Trainingslagers (zwischen 16. und 17. Messwert) gerade noch in die Kalibrierungsphase fällt. Wie gehabt prognostiziert das SimBEA-Modell dann die weitere Leistungsentwicklung für das anschließend absolvierte Training. Zwischen den prognostizierten und den realen Daten ergibt sich daraufhin zwar nur ein ähnlich hoher, mittlerer Zusammenhang von $r = .52$ ($p < .10$), der aufgrund der nunmehr kleinen Messwertzahl nur noch tendenziell signifikant ist. Jedoch ist jetzt der Simulationsfehler deutlich niedriger: Statt 15.1 Schlägen/min bzw. 9.50 % beträgt er nur noch 5.52 Schläge/min bzw. 3.47 %. Offenbar kann das Modell Anpassungsprozesse für einen Belastungsbereich nur dann zutreffend simulieren, wenn es auch in einem vergleichbaren Belastungsbereich kalibriert wurde.

Dennoch sind langfristige Leistungsprognosen nur mit mittlerer Genauigkeit möglich. Dass die Vorhersagegenauigkeit gegenüber der einwöchigen Prognose deutlich abfällt, könnte darauf zurückzuführen sein, dass bei längeren Zeiträumen vielfältige Einflussfaktoren auf die Leistungsfähigkeit einwirken bzw. dass das Systemverhalten selbst einer gewissen Veränderung unterliegt. Die Ergebnisse legen jedenfalls die Vermutung nahe,

dass die Modellparameter sich im Laufe der Zeit verändern. Während über eine Woche noch sehr gute Prognosen möglich sind, nimmt diese Genauigkeit bereits bei dreiwöchiger Prognose ab. Andererseits spricht der Validitätskoeffizient von $r_{CC} = .65$ bei der Modellanpassung über 68 Wochen zumindest für eine mittlere Stabilität der Parameter. Aus praktischer Sicht scheint eine laufende trainingsbegleitende Überprüfung der Modellkalibrierung und ggf. eine Neukalibrierung sinnvoll.

Zusammenfassende Diskussion

Ziel der empirischen Untersuchung war es, zu prüfen, ob sich das SimBEA-Modell zur Simulation der belastungsabhängigen Leistungsveränderung in der Trainingspraxis einsetzen lässt. Die dafür aufgestellten operationalisierten Hypothesen konnten weitgehend bestätigt werden. So bleibt abschließend zu fragen: Ist das SimBEA-Modell damit zur Simulation von Anpassungsprozessen geeignet, und worauf ist dabei zu achten?

Zusammenfassend ist festzustellen, dass sich das SimBEA-Modell durch trainingsbegleitende Belastungs- und Leistungserfassung über das Verfahren der simulationsbasierten Kalibrierung zuverlässig kalibrieren lässt. Die Wahl der Datenpunkte ist für die Zuverlässigkeit der Modellanpassung dabei nicht von Bedeutung. Die Güte der Modellanpassung an die realen Leistungsdaten (hier die HF_{AST}) ist bei sechswöchiger Simulationsdauer (Untersuchung 1) sehr gut und bei Langzeitsimulationen (Untersuchung 2) immerhin annehmbar. Ebenso sind kurzzeitige Prognosen der Leistungsentwicklung mit hoher Gültigkeit simulierbar, wenn die Datenbasis zur Kalibrierung ausreichend groß ist. Für einwöchige Prognosen sind mindestens dreiwöchige Kalibrierungsphasen erforderlich.

Bei längeren Prognosen von über drei Wochen bis hin zu 28 Wochen besitzt das Modell eine mittlere prognostische Validität. Unter diesen Bedingungen liefert das SimBEA-Modell damit immerhin Orientierungswerte, in welche Richtung die Leistungsentwicklung geht. Da bei der Simulation über sechs Wochen eine sehr hohe Übereinstimmung zwischen Realverhalten und Modellverhalten vorliegt, können die geringeren Übereinstimmungsgrade bei längeren Prognosen und Modellierungen möglicherweise auf eine nur mittlere Stabilität des Modellverhaltens bzw. der Parameter hindeuten. Regelmäßige Überprüfungen der Prognosegüte sind beim trainingsbegleitenden Einsatz des SimBEA-Modells daher zu empfehlen. Die Daten zur Überprüfung ließen sich dann jeweils auch zur Nachjustierung des Modells nutzen, um die Prognosegüte zu erhöhen. Auf die Entwicklung und Prüfung geeigneter, d.h. trainingsbegleitend leicht durchführbarer und wenig belastender Verfahren der Datenerhebung sollte zukünftig deshalb besonders Wert gelegt werden.

Literatur

- Banister, E. W., Calvert, I. W., Savage, M. V. & Bach, I. M. (1975). A system model of training for athletic performance. *Australian Journal of Sports Medicine*, 7(3), 57-61.
- Banister, E. W., Carter, J. B. & Zarkadas, P. C. (1999). Training theory and taper: validation in triathlon athletes. *European Journal of Applied Physiology*, 79, 182-191.
- Banister, E. W., Good, P., Holman, G. & Hamilton, C. L. (1986). Modeling the training response in athletes. In D. M. Landers (Ed.), *1984 Olympic Scientific Congress proceedings; v. 3. Sport and elite performers* (pp. 7-23). Champaign: Human Kinetics.
- Banister, E. W. & Hamilton, C. L. (1985). Variations in iron status with fatigue modelled from training in female distance runners. *European Journal of Applied Physiology*, 54(1), 16-23.
- Borg, G. (1985). *An introduction to Borgs RPE-scale*. Ithaca: Movement.
- Bortz, J. (1993). *Statistik für Sozialwissenschaftler* (4., vollst. überarb. Aufl.). Berlin: Springer.
- Bortz, J. & Döring, N. (1995). *Forschungsmethoden und Evaluation für Sozialwissenschaftler* (2., vollst. überarb. und aktualisierte Aufl.). Berlin: Springer.
- Brückner, J.-P. (2007). *Training im Leistungssport: Modellierung und Simulation von Adaptionsprozessen*. Dissertation, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel.
- Bühl, A. & Zöfel, P. (2000). *SPSS Version 10. Einführung in die moderne Datenanalyse unter Windows* (7., überarb. u. erweit. Aufl.). München: Addison-Wesley.
- Busso, T., Benoit, H., Bonnefoy, R., Feasson, L. & Lacour, J. R. (1997). Modeling of adaptations to physical training by using a recursive least squares algorithm. *Journal of Applied Physiology*, 82, 1685-1693.
- Busso, T., Benoit, H., Bonnefoy, R., Feasson, L. & Lacour, J. R. (2002). Effects of training frequency on the dynamics of performance response to a single training bout. *Journal of Applied Physiology*, 92, 572-580.
- Candau, R., Busso, T. & Lacour, J. R. (1992). Effects of training on iron status in cross-country skiers. *European Journal of Applied Physiology*, 64(6), 497-502.
- Fitz-Clarke, J. R., Morton, R. H. & Banister, E. W. (1991). Optimizing athletic performance by influence curves. *Journal of Applied Physiology*, 71, 1151-1158.
- Ganter, N., Witte, K. & Edelmann-Nusser, J. (2006). Performance prediction in cycling using antagonistic models. *International Journal of Computer Science in Sport*, 5(2), 56-59.
- Goldspink, G. (1992). Cellular and molecular aspects of adaptation in skeletal muscle. In R. V. Komi (Ed.), *Strength and power in sport* (pp. 211-229). Oxford: Blackwell Scientific Publications.
- Hohmann, A. (2005). Steuerung sportlicher Spitzenleistungen aus trainingswissenschaftlicher Perspektive. *Leistungssport*, 35(6), 56-62.
- Hohmann, A., Lames, M. & Letzelter, M. (2002). *Einführung in die Trainingswissenschaft*. Wiebelsheim: Limpert.
- Hollmann, W. & Hettinger, T. (2000). *Sportmedizin: Grundlagen für Arbeit, Training und Präventivmedizin* (4., völlig neu bearb. Aufl.). Stuttgart: Schattauer.
- Hollmann, W. & Mader, A. (2000). Grenzen der Leistungsfähigkeit des Menschen aus physiologischer Sicht. *Leistungs-sport*, 30(1), 11-17.
- Hottenrott, K. (1993). *Trainingsteuerung im Ausdauersport: Theorien – Untersuchungen – Beispiele*. Ahrensburg: Czwalina.
- Israel, S. (1976). Zur Problematik des Übertrainings aus internistischer und leistungsphysiologischer Sicht. *Medizin und Sport*, 16(1), 1-12.
- Jakowlew, N. N. (1977). *Sportbiochemie*. Leipzig: Barth.
- Mader, A. (1990). Aktive Belastungsadaptation und Regulation der Proteinsynthese auf zellulärer Ebene. Ein Beitrag zum Mechanismus der Trainingswirkung und der Kompensation von funktionellen Mehrbelastungen von Organen. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 41(2), 40-58.
- Mester, J. & Perl, J. (2000). Grenzen der Anpassungs- und Leistungsfähigkeit des Menschen aus systemischer Sicht. *Leistungssport*, 30(1), 43-51.
- Millet, G. P., Candau, R. B., Barbier, B., Busso, T., Rouillon, J. D. & Chatard, J. C. (2002). Modelling the transfers of training effects on performance in elite triathletes. *International Journal of Sports Medicine*, 23, 55-63.
- Millet, G. P., Gros Lambert, A., Barbier, B., Rouillon, J. D. & Candau, R. B. (2005). Modelling the relationships between training, anxiety, and fatigue in elite athletes. *International Journal of Sports Medicine*, 26, 492-498.
- Morton, R. H., Fitz-Clarke, J. R. & Banister, E. W. (1990). Modeling human performance in running. *Journal of applied Physiology*, 69, 1171-1177.
- Mujika, I., Busso, T., Lacoste, L., Barale, F., Geysant, A. & Chatard, J. C. (1996). Modeled responses to training and taper in competitive swimmers. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 28, 251-258.
- Neumann, G., Pfützner, A. & Berbalk, A. (1998). *Optimiertes Ausdauertraining*. Aachen: Meyer & Meyer.
- Neumann, G., Pfützner, A. & Hottenrott, K. (2000). *Alles unter Kontrolle: Ausdauertraining* (6., überarb. Aufl.). Aachen: Meyer & Meyer.
- Perl, J. (1998). Anwendung der EDV in Sportmedizin und Sportwissenschaft: Entwicklung und Perspektiven. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 49(Sonderheft 1), 322-326.
- Perl, J. (2002 a). Adaptation, antagonism, and system dynamics. In G. Ghent, D. Kluka & D. Jones (eds.), *Sport and information technology. Perspectives*, 4 (pp. 105-125). Aachen: Meyer & Meyer.
- Perl, J. (2002 b). Physiologische Modelle der Adaptation. In J. Perl, M. Lames & U. Glitsch (Hrsg.), *Modellbildung in der Sportwissenschaft* (S. 162-178). Schorndorf: Hofmann.
- Perl, J. (2003). On the long term behaviour of the Performance-Potential-Metamodel PerPot: New results and approaches. *International Journal of Computer Science in Sport*, 2(1), 80-92. Zugriff am 25. Juli 2006 unter http://www.informatik.unimainz.de/perpot/Full2003_Perl_Longterm.pdf
- Perl, J. (2004). PerPot – a meta-model and software tool for analysis and optimisation of load-performance-interaction. *International Journal of Performance Analysis of Sport*, 4(2), 61-73.
- Perl, J. (2005). Dynamic simulation of performance development: Prediction and optimal scheduling. *International Journal of Computer Science in Sport*, 4(2), 28-37.
- Perl, J., Dauscher, P. & Hawlitzky, M. (2003). On the long term behaviour of the Performance-Potential-Metamodel PerPot. *International Journal of Computer Science in Sport*, Special Ed. 2003, 12-21. Zugriff am 25. Juli 2006 unter http://www.informatik.unimainz.de/perpot/Full2003_Perl_Dauscher_Hawlitzky.pdf
- Perl, J. & Endler, S. (2006 a). Trainings- und Wettkampf-Planung in Ausdauersportarten mit Hilfe von Streckenprofilen und PerPot-gestützter Analyse. In J. Edelmann-Nusser & K. Witte (Hrsg.), *Sport und Informatik IX*, (S. 37-42). Shaker: Aachen.
- Perl, J. & Endler, S. (2006 b). Training- and contest-scheduling in endurance sports by means of course profiles and PerPot-based analysis. *International Journal of Computer Science in Sport*, 5(2), 42-46.
- Perl, J. & Mester, J. (2001). Modellgestützte und statistische Analyse der Wechselwirkung zwischen Belastung und Leistung. *Leistungssport*, 31(2), 54-62.
- Perl, J. & Uthmann, T. (1997). Modellbildung. In J. Perl, M. Lames & W.-D. Miethling (Hrsg.), *Informatik im Sport: ein Handbuch* (S. 43-64). Schorndorf: Hofmann.
- Rost, J. (1999). Test- und Fragebogenanalysen. In B. Strauß, H. Haag & M. Kolb (Hrsg.), *Datenanalyse in der Sportwissenschaft: hermeneutische und statistische Verfahren* (S. 455-480). Schorndorf: Hofmann.
- Schönpflug, W. (1987). Beanspruchung und Belastung bei der Arbeit – Konzepte und Theorien. In U. Kleinbeck & J. Rutenfranz (Hrsg.), *Arbeitspsychologie. Enzyklopädie der Psychologie*, Bd. 1 (S. 130-184). Göttingen: Hogrefe.
- Schönpflug, W. (1991). Von der Aktivierungstheorie zur Ressourcentheorie: Die Regulation von Aktivierungszuständen. In J.-P. Janssen, E. Hahn & H. Strang (Hrsg.), *Konzentration und Leistung* (S. 27-36). Göttingen: Hogrefe.
- Sleamaker, R. (1996). *Systematisches Leistungstraining: Schritte zum Erfolg* (2., überarb. Aufl.). Aachen: Meyer & Meyer.

- Thomas, L. & Busso, T. (2005). A theoretical study of taper characteristics to optimize performance. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 37, 1615-1621.
- Verchoshanskij, J. (1988). *Effektiv trainieren. Neue Wege zur Planung und Organisation des Trainingsprozesses*. Berlin: Sportverlag.
- Weicker, H. & Strobel, G. (1994). *Sportmedizin: biochemisch-physiologische Grundlagen und ihre sportartspezifische Bedeutung*. Stuttgart: Gustav Fischer.
- Weineck, J. (1997). *Optimales Training: Leistungsphysiologische Trainingslehre unter besonderer Berücksichtigung des Kinder- und Jugendtrainings* (10. Aufl.). Balingen: Spitta.
-
- Themenschwerpunkt erhalten: 12.09.2007*
Überarbeiteten Themenschwerpunkt erhalten: 25.11.2008
Themenschwerpunkt akzeptiert: 25.11.2008
Themenschwerpunkt veröffentlicht: 22.12.2008