



UNIVERSITÄT POTSDAM
Humanwissenschaftliche Fakultät
Institut für Sportwissenschaft
Arbeitsbereich Trainings- und Bewegungswissenschaft

Nichtlineare Methoden in der trainingswissenschaftlichen Diagnostik

- Mit Untersuchungen aus dem Schwimmsport -

zur Erlangung des akademischen Grades
doctor philosophiae
(Dr. phil.)

eingereicht bei der Humanwissenschaftlichen Fakultät an der Universität Potsdam

von
Jörg Bügner

Eingereicht am 28.02.2005

Gutachter: Prof. Dr. Andreas Hohmann
PD Dr. Jürgen Edelmann-Nusser

Datum der mündlichen Prüfung: 27.06.2005

Inhaltsverzeichnis

1.	Einleitung	1
2.	Zur Bedeutung der Diagnostik innerhalb der Trainingswissenschaft	4
2.1	Zum wissenschaftstheoretischen Selbstverständnis der Trainingswissenschaft	4
2.2	Diagnostik in der Trainingswissenschaft	10
2.2.1	Trainingsdiagnostik	12
2.2.2	Leistungsfähigkeitsdiagnostik	13
2.2.3	Wettkampfdiagnostik	14
2.2.4	Trainingswirkungsanalyse	15
2.3	Interdisziplinäre prozessdiagnostische Forschung	16
2.3.1	Komplexität und Dynamik trainingswissenschaftlicher Prozesse	16
2.3.2	Selbstorganisationskonzepte im Rahmen nichtlinearer Systemtheorien	18
2.3.3	Synergetische Betrachtungsweise trainingswissenschaftlicher Phänomene	20
3.	Ausgewählte Methoden der Neurowissenschaften als Grundlage neuer Analysemethoden	25
3.1	Vom biologischen zum künstlichen Neuronalen Netzwerk	25
3.1.1	Neuronale Netzwerke	25
3.1.2	Vergleich zwischen biologischen und künstlichen Neuronalen Netzen	27
3.1.3	Künstliche Neuronale Netze	28
3.1.4	Topologie	29
3.2	Lernen in künstlichen Neuronalen Netzen	32
3.3	Ein künstliches Neuronales Netzwerk: Multilayer-Perceptron (MLP)	34
3.3.1	Überwachtes Lernen: Das Perceptron	34
3.3.1.1	Die Perceptron-Lernregel	35
3.3.1.2	Grenzen des Perceptrons – Lineare Trennbarkeit (Separabilität)	37
3.3.2	Das Multilayer-Perceptron als Mehrschichten-Netzwerk	39

3.3.2.1	Architektur und funktionale Beschreibung	39
3.3.2.2	Die Backpropagation-Lernregel	40
3.3.3	Theorien zum Lernen am Multilayer-Perceptron	42
3.3.3.1	Lernen und Generalisieren	43
3.3.3.2	Optimierungsmöglichkeiten im zeitlichen Ablauf des Lernvorgangs	45
3.3.4	Dimensionsfragen zum Multilayer-Perceptron	49
3.3.4.1	Anzahl erforderlicher Schichten	49
3.3.4.2	Anzahl Neuronen pro Schicht	49
3.3.4.3	Größe des erforderlichen Trainingskorpus	50
3.4	Selbstorganisierende Karte nach Kohonen	50
4.	Einsatzgebiete Neuronaler Netzwerke in der trainingswissenschaftlichen Diagnostik	55
4.1	Statusdiagnostik	55
4.1.1	Interindividuelle Leistungskontrolle im Deutschen Schwimm-Verband	60
4.2	Prozessdiagnostik	68
4.2.1	Intraindividuelle Leistungskontrolle – Nichtlineare Modellierung von Leistungszuständen im schwimmsportlichen Training	75
4.2.2	Trainingswirkungsanalyse im Vergleich – Analyse von Trainingsaufzeichnungen aus dem Schwimmsport	87
4.3	Nichtlineare Methoden in der Talentforschung	92
4.3.1	Prozessdiagnostische Wettkampfanalyse – Das Multilayer-Perceptron bei der Prognose von Wettkampfleistungen	100
5.	Zusammenfassung und Ausblick	109
Anhang		114
A	Merkmale aus dem Sportschwimmen zur Überprüfung der Leistungsfähigkeit	114
B	Literaturverzeichnis	118
C	Abbildungs- und Tabellenverzeichnis	125

1. Einleitung

Die Frage nach der maximalen sportlichen Leistungsfähigkeit fasziniert mich schon lange – genauso wie der Umgang mit dem Medium Wasser. Ich fasste den Entschluss Leistungssport zu betreiben nicht nur wegen der ersten sportlichen Erfolge, sondern auch, weil mich die Zusammenhänge von Vorgaben, Intensitäten und Zeiten interessierten. Durch die Trainings- und Wettkampfdokumentation stellte ich fest, dass Schwimmen mehr als Bewegen im Wasser ist. Lag der Schwerpunkt anfangs noch auf dem Schwimmtraining und der Gymnastik, so kamen bald Laufen, Radfahren, Krafttraining sowie medizinischen Begleituntersuchungen hinzu. Gegen Ende meiner aktiven Zeit spielten vor wichtigen Wettkämpfen auch mentale Aspekte eine Rolle. Erfolg und Misserfolg waren von vielen Komponenten abhängig. Die Herausforderung bestand darin, die relevanten Einflussfaktoren zu finden. Als Schwimmtrainer bestätigten sich meine in der Praxis gemachten Erfahrungen und neue kamen hinzu.

Die leistungssportliche Praxis ist geprägt von überwiegend individuell einzigartigen und nichtlinearen Entwicklungsdynamiken, deren Ursachen in den rückgekoppelten Wechselwirkungen zwischen genetischen Anlagen und Umwelteinflüssen zu finden sind. Die rückgekoppelte Interaktion vielfältiger Leistungsmerkmale und die Offenheit des Trainingssystems gegenüber Umwelteinflüssen führt zu Kompensations-, Anreicherungs- und Aufschaukelungseffekten, die sich bei Sportlern als emergent („selbstorganisiert“) entstehende Leistungseinbrüche, Leistungsstagnationen oder auch in Form von unerwarteten Leistungsexplosionen beobachten lassen. Auf der Suche nach Lösungen und Erklärungen wechselte ich dann ein weiteres Mal die Perspektive und entschied mich für eine Promotion zu diesem Themengebiet.

Die Literaturrecherche verlief zunächst ernüchternd. Bei der Klärung der Struktur von sportlichen Leistungen sind die Modelle entweder zu abstrakt oder es werden lediglich die Systemkomponenten und Wechselwirkungen aufgelistet. Statistische Methoden zum Untersuchen linearer Zusammenhänge spiegeln nur unzureichend die Realität wider, Trainingswirkungsanalysen finden sich selten in der sportwis-

senschaftlichen Literatur. Die bisher verwendeten linearen Regressionsanalysen decken das Dilemma der Sportwissenschaft in diesem Zusammenhang auf: Die geringen Fallzahlen bedingen eine hohe Stichproben-Mortalität („Drop out“) und somit eine veränderte Testauthentizität. Mittlerweile ist mit den nichtlinearen Verfahren eine Trendwende erkennbar, die komplexe miteinander vernetzte Prozesse aufgreift und wissenschaftlich überprüft. Die mathematischen Modelle und informatischen Werkzeuge bieten neue Perspektiven, mit deren Hilfe die erhaltenen Zeitreihen so zu analysieren sind, dass auch nichtlineare Entwicklungsdynamiken modelliert und simuliert werden können.

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf der trainingswissenschaftlichen Diagnostik in den Kernbereichen Training, Wettkampf und Leistungsfähigkeit. Eine derartige Diagnostik ist durch einen hohen Praxisbezug und vielseitige Wechselwirkungen der sportwissenschaftlichen Teilgebiete geprägt. Als nichtlineare Methoden werden Verfahren aus dem Bereich der Neuronalen Netzwerke bezeichnet, wobei der Begriff der Nichtlinearität in einer ersten Annäherung bedeutet, dass Ursache und Wirkung nicht in einer einfachen, durchschaubaren Beziehung zueinander stehen. Neuronale Netzwerke sind abstrahierte mathematische Modelle, die grundlegende Eigenschaften biologischer Informationsverarbeitung aufweisen. Mit ihnen wird eine Reihe von Fähigkeiten verbunden, die besonders geeignet für die Analyse von Prozessabläufen wie beispielsweise dem Training sind.

Ziel der Promotion soll - neben einer Einbettung der trainingswissenschaftlichen Diagnostik in den sportwissenschaftlichen Kontext - die Übertragung von Theorien und Modellen aus der Neuroinformatik auf die Sportwissenschaft sein. Die zuvor beschriebenen selbstorganisierten Entwicklungsprozesse werden dabei im praktischen Teil mit Hilfe von Neuronalen Netzwerken analysiert. Im Mittelpunkt stehen die Klassifikation von Leistungsstrukturen und die Simulation zukünftiger Leistungsentwicklungen aus dem Schwimmsport.

Neben diesem einleitenden Teil enthält die Arbeit vier weitere Kapitel. *Kapitel 2* untersucht die trainingswissenschaftliche Diagnostik hinsichtlich ihrer Aufgaben, Mo-

dellvorstellung und Methoden. Nach WILLIMCZIK (1985, 18) ist hinsichtlich der Sportwissenschaft „die Forschungsmethodik zum entscheidenden Abgrenzungskriterium für die Anerkennung als Wissenschaft geworden“, womit „eine Einseitigkeit der Begründung wissenschaftlicher Erkenntnisse über die Methodik“ verbunden ist. Um einer solchen einseitigen Sichtweise vorzubeugen, werden innerhalb der trainingswissenschaftlichen Diagnostik Gemeinsamkeiten, Abhängigkeiten und Unterschiede in den Bereichen Leistungsfähigkeit, Training und Wettkampf untersucht sowie die Brücke zwischen trainingswissenschaftlicher Diagnostik und nichtlinearen Verfahren über die Begriffe der Interdisziplinarität und Integrativität geschlagen.

In *Kapitel 3* folgt eine theoretische Auseinandersetzung mit ausgewählten Methoden der künstlichen Neuronalen Netzwerke. Ausgehend von der Motivation, die zum Einsatz von künstlichen Neuronalen Netzwerken geführt hat, werden zwei in der Praxis häufig eingesetzte Modelle näher beschrieben. Ziel dieses Kapitels ist es, neben den theoretischen Grundlagen auch übergreifende zentrale Fragestellungen in der praktischen Umsetzung zu beantworten.

Die nichtlinearen Modelle finden sich in *Kapitel 4* wieder. Auf der Grundlage der theoretischen Positionen der trainingswissenschaftlichen Diagnostik werden nichtlineare Untersuchungen aus dem Schwimmsport unter dem zeitlichen Aspekt vorgestellt. Jede Untersuchung schließt mit einer Diskussion ab, in der die Angemessenheit der angewandten Methode hinterfragt wird.

Kapitel 5 greift die wesentlichen Positionen der vorangegangenen Kapitel nochmals in einer zusammenfassenden Darstellung auf und endet mit einem Ausblick auf zukünftige Untersuchungsmethoden mittels nichtlinearer Verfahren.

Bielefeld und Potsdam

Jörg Bügner

2. Zur Bedeutung der Diagnostik innerhalb der Trainingswissenschaft

2.1 Zum wissenschaftstheoretischen Selbstverständnis der Trainingswissenschaft

Die Trainingswissenschaft ist eine Disziplin der Sportwissenschaft, die sich aus vorwissenschaftlichen *Trainingsmethodiken*, den sogenannten „Meisterlehren“ erfolgreicher Trainer, entwickelt hat. Auf dieser *Speziellen Trainingslehre*, die auf die Optimierung der sportmotorischen Leistungsfähigkeit einzelner Spitzenathleten abzielte, baute in den 1950er Jahren die *Allgemeine Trainingslehre* auf, die sportartübergreifend die Gemeinsamkeiten in den Bereichen Kondition, Technik und Taktik herausarbeitete, ohne dabei den engen Bezug zum Leistungssport aufzugeben. Mit der Einführung des Begriffes der *Allgemeinen Trainingswissenschaft* durch Autoren aus der damaligen Deutschen Demokratischen Republik (u. a. RÖBLITZ, 1970; SCHINDLER, SCHNABEL & TROGSCH 1970; STIEHLER et al., 1970) kam es zu einer forschungsbasierten Objektivierung des erworbenen Wissens sowie dem Bemühen einer interdisziplinären Ausrichtung. Charakteristisch für das wissenschaftstheoretische Selbstverständnis der Trainingswissenschaft war der starke Praxisbezug der Forschung. Es standen anwendungsorientierte Fragen nach der Umsetzung von theoretischen Erkenntnissen in die Praxis, „nach der Gültigkeit der gefundenen Ergebnisse für das jeweils spezifische Handlungsfeld und nach trainingsmethodischen Regeln und Kennziffern im Mittelpunkt“ (CARL, 1996, 8).

Vertreter einer westdeutschen Sichtweise (u. a. BALLREICH & KUHLOW, 1975; LETZELTER, 1978; WASMUND-BODENSTEDT, 1982) erweiterten den Gegenstandsbe- reich der Trainingswissenschaft ganz allgemein auf den trainierenden Menschen. Der Fokus lag nun nicht mehr allein auf dem Leistungssport, sondern umfasste alle Bereiche des Sports auf allen Könnens- und Interessensstufen. Zudem übernahm die Trainingswissenschaft präventive Aufgaben zur Vermeidung von Bewegungsmängeln (offener bzw. weiter Trainingsbegriff). Gegenwärtig wird die Trainingswissenschaft als eine anwendungsorientierte, empirische und integrative Wissenschaft

verstanden, deren Ziel es ist, in den Kategorien Training, Leistungsfähigkeit und Wettkampf wissenschaftlich überprüfbare Hypothesen aufzustellen. Dabei orientiert sich das allgemein geteilte wissenschaftstheoretische Selbstverständnis an den von Kant¹ aufgeführten Wissenschaftskriterien:

- eigenständiger Gegenstandsbereich²,
- spezifische Forschungsmethoden³ und
- Systematik von Erkenntnissen.

In ihrer geschichtlich entstandenen Rolle als *anwendungsorientierte* Wissenschaft greift die Trainingswissenschaft Probleme aus der sportlichen Praxis auf und sucht nach Lösungen, von denen dann die Praxis profitiert. Im Idealfall ergibt sich daraus eine Wechselwirkung zwischen Handelndem und Beratendem, menschlicher Erfahrung und wissenschaftlicher Erkenntnis oder allgemein zwischen Praxis und Theorie. Die gegenwärtige Trainingswissenschaft begnügt sich dabei nicht mehr mit einer Rolle als Problemlöser der Praxis. Sie will im Sinne einer theoriegeleiteten Forschung zugleich fortlaufend neue Erkenntnisse in ihr bereits bestehendes Theoriegebäude aufnehmen. Das Besondere an der Trainingswissenschaft ist ihr hoher Praxisbezug: Trainingswissenschaftliche Theorien können meist direkt in der sportlichen Realität überprüft werden.

Zugleich ist die Trainingswissenschaft eine *empirische* Wissenschaft, die in der Realität stattfindet und dort Prozesse beobachtet, beurteilt und für die Erfahrung zugänglich macht (Abb. 2-1). Ob beim Arbeitsschritt der Abbildung und Abstraktion der beobachtbaren Welt Erkenntnisse von anderen Wissenschaften mit in die Theorie einfließen, hängt von der inhaltlichen Stimmigkeit, deren Geltungsbereich und

¹ WILLIMCZIK (1980; 1985) nennt als weitere Kriterien spezifische Konzeption, wissenschaftliche Fachsprache, bedeutende Geschichte, Institutionalisierung wissenschaftlicher Einrichtungen und relevante spezifische Fragestellungen.

² Im Falle der Trainingswissenschaft wird gegenwärtig als Gegenstandsbereich der „in unterschiedlichen sportlichen Handlungsfeldern (etwa in verschiedenen Sportarten, im Schulsport, im Fitnesssport, im Alterssport oder in der Rehabilitation) trainierende und sich in daraus resultierenden Leistungssituationen präsentierende Mensch angesehen“ (CARL, 1996, 10). Einer solchen Definition liegt eine weite Auffassung des Trainingsbegriffs zu Grunde, die sich ebenso in den heutigen Standardwerken (vgl. SCHNABEL, HARRE & BORDE, 1998; HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002) wiederfindet.

³ Die Spezifik der Forschungsmethoden wurde zu Gunsten der Gegenstandsadäquanz liberalisiert, wodurch die Forschungsmethoden bei der trainingswissenschaftlichen Fragestellung in den Mittelpunkt treten.

Bewährungsgrad ab (vgl. WIEMEYER, 1992). Die in der sportlichen Praxis auftretenden Probleme sind häufig so komplex, dass zu ihrer vollständigen Klärung die Erkenntnisse mehrerer wissenschaftlicher Teildisziplinen erforderlich sind⁴. In der Regel werden zumindest beim Arbeitsschritt der Hypothesenprüfung geeignete methodologische Lösungsansätze der einzelnen Basiswissenschaften herangezogen. Wenig integrativ ausgerichtete Wissenschaften, wie zum Beispiel die Biomechanik, Physiologie oder Psychologie, versuchten lange Zeit die Beschreibung von Ereignissen ohne Rückgriff auf die Erkenntnisse aus Nachbarwissenschaften. Im Gegensatz dazu verstand man unter Interdisziplinarität in der Trainingswissenschaft von Anfang an die Verschmelzung der unterschiedlichen methodischen und theoretischen Ansätze über die gemeinsamen Problemstellungen hinweg zu einer gemeinsamen Theorie. Diese wird dann wiederum zum Ausgangspunkt weiterer Forschungsvorhaben (vgl. WILLIMCZIK, 1985). Eine derart gewonnene Theorie zeichnet sich im Vergleich zu einer mono- oder multidisziplinären additiven Bearbeitung durch ein höheres Niveau in der Problemlösungs- und Theoriebildungskapazität aus.

Die Gründe für den bisherigen Mangel an interdisziplinären Theorien in der Trainingswissenschaft wird in der Unvereinbarkeit ihres dualen Charakters gesehen: Indem sie bereits existierende Paradigmen überprüft und falsifiziert, ist die Trainingswissenschaft zugleich anwendungs- und grundlagenorientiert⁵. Wissenschaftstheoretisch liegen noch keine übergreifenden Theorien als Ausgangspunkt und Ziele einer trainingswissenschaftlichen Forschung vor. Wissenschaftspraktisch mangelt es an adäquaten Forschungsmethoden für die einzelnen Merkmalsbereiche⁶.

⁴ Am Beispiel der Krafftähigkeit eines Gewichthebers lässt sich dies verdeutlichen. Als Indikator ist eben nicht nur das Maximalkraftniveau aus der Sportphysiologie anzusehen. Hierbei spielen ebenso volitive und technomotorische Aspekte eine Rolle.

⁵ Die Aufgaben und Ziele von Anwendungs- und Grundlagenforschung werden in der sportwissenschaftlichen Literatur keineswegs einheitlich definiert (vgl. MARTIN, CARL & LEHNERTZ, 1993).

⁶ Zudem ergeben sich Probleme bei der Einhaltung der Gütekriterien. Bei der Quantifizierung der Parameter sind beispielsweise biowissenschaftliche Parameter in der Regel metrisch skaliert, während sozial- und verhaltenswissenschaftliche nominal- und ordinalskaliert sind. Gleiches gilt bei der Einhaltung der testtheoretischen Gütekriterien. In Bezug auf die Objektivität lässt sich festhalten, dass biowissenschaftliche Parameter einen höheren Grad an Objektivität als sozial- oder verhaltenswissenschaftliche aufweisen.

Einen möglichen Ausweg bietet die Integration von theoretischen Positionen einschließlich des adäquaten Methodeninventars aus benachbarten Wissenschaftsdisziplinen. Mittels der Synergetik, die ihren Ursprung in der Physik hat, wird dieser Weg beschrrieben.

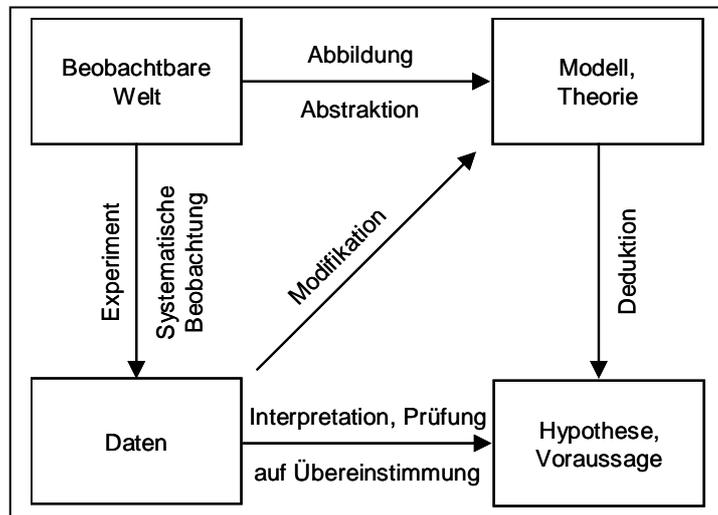


Abb. 2-1: Schema des Erkenntnisgewinns in einer empirischen Wissenschaft (COOMBS, DAWES & TVERSKY, 1975, 3)

In ihrer „Mittlerfunktion zwischen Basis-Wissenschaften und Trainingspraxis“ (HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002, 21) wird die Trainingswissenschaft als *integrative* Erfahrungswissenschaft betrachtet, die in den Bereichen Training, Leistungsfähigkeit und Wettkampf Erkenntnisse sammelt und ordnet sowie deren Aussagekraft im Vergleich mit den bisherigen Theorien prüft. Kommt es dabei zu Widersprüchen, stehen zwei Vorgehensweisen zur Wahl: Im Fall einer Falsifikation werden die neuen Erkenntnisse zurückgewiesen. Im umgekehrten Fall wird die Systematik der bereits bestehenden Erkenntnisse modifiziert, eingeschränkt oder verworfen. Ziel ist immer eine Systematik der wissenschaftlichen Aussagen, die empirisch und logisch widerspruchsfrei ist.

Soweit das naturwissenschaftlich geprägte Ideal. In der trainingswissenschaftlichen Realität herrschen aber die bereits von WILLIMCZIK (1980) als „gegenstandsadäquat“ bezeichneten Forschungskonzeptionen vor. Angesichts der zunehmenden Differenzierung innerhalb der Trainingswissenschaft beschränken sie sich auf die

Feststellung von Ähnlichkeiten und Unterschieden. Dies drückt sich unter anderem darin aus, dass im Gegensatz zu den strengen Naturwissenschaften keine deterministischen, sondern statistische⁷ (probabilistische) Gesetze gesucht werden, die als allgemeine Regelmäßigkeiten Training und Wettkampf mitbestimmen. Am Beispiel der Begriffe Wettkampf, Training und Leistungsfähigkeit sollen die Schwierigkeiten zwischen dem naturwissenschaftlichen Anspruch und der von pluralistischen Theorieentwürfen geprägten Realität kurz aufgezeigt werden:

Exkurs: Definitionen

Eine konsistente, einheitliche Definition existiert derzeit lediglich zum Begriff *Wettkampf*, der in der gesamten sportwissenschaftlichen Literatur mit dem Attribut Leistungsvergleich versehen wird.

„Der sportliche Wettkampf ist ein Leistungsvergleich, der auf der Grundlage der Wettkampfordnung und der Wettkampfbestimmungen einer Sportart zwischen Sportlern/Sportlerinnen bzw. Mannschaften mit dem Ziel ausgetragen wird, höchste sportliche Leistungen bzw. den Sieg zu erreichen und eine Rangfolge der Platzierten zu ermitteln“ (SCHNABEL, HARRE & BORDE, 1998, 359).

In der Trainingswissenschaft wird *Training* nur im Kontext mit dem Sport als wichtig erachtet. Trotz des bereits beschriebenen offenen Trainingsbegriffs, der für alle Könnens- und Interessensstufen gilt und sowohl motorische als auch kognitive und affektive Lernzielkategorien umfasst, findet die Ausrichtung auf die Leistung immer noch statt:

„Sportliches Training ist ein komplexer Handlungsprozess mit dem Ziel der planmäßigen und sachorientierten Einwirkung auf die sportliche Leistungsentwicklung und deren Präsentation im sportlichen Wettkampf“ (MARTIN, CARL & LEHNERTZ, 1993, 16).

Eine solche Definition schließt das Präventions- und Rehabilitationstraining mit dem Erreichen von Gesundheitsnormen im Sinne eines weiten Trainingsbegriffs aus. Die Aufnahme sportexterner und nicht-körperlicher Ziele als Zielkategorien des Trainings mag zwar nicht die Zustimmung aller Trainingswissenschaftler finden, steht aber für eine konsequente Umsetzung des weiten Trainingsbegriffs. So vollzogen in der Definition von HOHMANN, LAMES & LETZELTER (2002, 15), die das

⁷ Statistische Gesetze gelten nur mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit und sind die am häufigsten anzutreffenden Aussagen in der Sportwissenschaft.

sportliche Training als „die planmäßige und systematische Realisation von Maßnahmen (Trainingsinhalte und Trainingsmethoden) zur nachhaltigen Erreichung von Zielen (Trainingsziele) im und durch Sport“ verstehen. Durch die Ausweitung auf erzieherische oder gesundheitsfördernde Ziele kommt es zwar zu Überschneidungen mit Zuständigkeitsbereichen anderer Disziplinen, zugleich wird man jedoch dem Anspruch des interdisziplinären Arbeitens gerecht.

Der Begriff *Leistung* wird im Sportwissenschaftlichen Lexikon von RÖTHIG, BECKER, CARL, KAYSER & PROHL (1992, 275) aus einer anthropologischen, kulturphilosophischen, pädagogischen, lerntheoretischen, medizinischen, soziologischen, wirtschaftswissenschaftlichen, physikalischen und trainingswissenschaftlichen Sicht beschrieben. Leistung ist demnach ein Oberbegriff, der je nach Basiswissenschaft unterschiedlich interpretiert wird. In der Trainingswissenschaft existieren zwei Ansätze. Eine Autorengruppe versteht Leistung als Einheit von Vollzug und Ergebnis (vgl. THORHAUER, 1993; SCHNABEL, HARRE & BORDE, 1998), eine zweite bezieht sich nur auf das Ergebnis (vgl. RÖTHIG et al., 1992; MARTIN, CARL & LEHNERTZ, 1993).

„Einheit von Vollzug und Ergebnis einer menschlichen Tätigkeit, gemessen (bewertet) an einem gesellschaftlich determinierten Bezug- bzw. Normsystem“ (THIESS & SCHNABEL, 1986, 95).

„Sportliche Leistung ist das Ergebnis einer sportlichen Handlung, das speziell im Wettkampfsport seinen Niederschlag in einer Maßzahl findet, die der Bewegungshandlung nach vorher festgelegten Regeln zugeordnet wird“ (MARTIN, CARL & LEHNERTZ, 1993, 23).

Zusätzlich gilt es zwischen den Begriffen Leistung und Leistungsfähigkeit zu unterscheiden. Der Zusatz der Fähigkeit kennzeichnet die Leistung als „relativ überdauerndes sportlich relevantes Persönlichkeitsmerkmal“ (HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002, 28), das sowohl eine Ausprägung als auch eine Struktur hat. Dies führt dazu, dass sich nachfolgende Modellbetrachtungen auf die Leistungsfähigkeit beziehen werden.

Die folgenden Kapitel betrachten die trainingswissenschaftliche Diagnostik als ihren Gegenstandsbereich. Die Diagnostik innerhalb der Trainingswissenschaft zeichnet sich nicht nur durch einen hohen Praxisbezug aus, sondern auch durch ihre enge

Verzahnung mit anderen sportwissenschaftlichen Disziplinen. Im Sinne einer anwendungsorientierten, empirischen und integrativen Wissenschaft wird im Anschluss der Gegenstandsbereich bezüglich seiner Aufgaben und Ziele näher spezifiziert. Bei den Untersuchungsmethoden sollen geprüft werden:

- die theoretische Relevanz,
- die Einhaltung der Gütekriterien,
- die Bewährung in der Praxis der trainingswissenschaftlichen Diagnostik.

2.2 Diagnostik in der Trainingswissenschaft

Im Wort Diagnose ist das griechische Etymon „diagnosis“ enthalten, was übersetzt „Beurteilung“ und / oder „Erkenntnis“ bedeutet. Unter Diagnostik versteht man den Prozess der Diagnose. Basis jeglicher trainingswissenschaftlichen Diagnostik ist das Datenmaterial aus Trainings-, Wettkampf- und Leistungsfähigkeitswerten. Die Betrachtung der Kategorien Training, Wettkampf und Leistungsfähigkeit sowie das Zugrundelegen eines weiten Trainingsbegriffs erfordern daher die Unterscheidung zwischen einer Diagnostik für Training, Wettkampf und Leistungsfähigkeit.

Dabei werden die *Trainingsdaten* sportartspezifisch in Kategorien des Meter-Kilogramm-Sekunden-Systems erfasst. Zwingende Voraussetzung für eine sinnvolle Trainingsprotokollierung und anschließende Analyse ist, dass die Kategorien für die jeweilige Sportart verbindlich definiert werden. So hat sich im Schwimmsport ein Kategoriensystem auf der Basis von metabolischen Kriterien herausgebildet (vgl. RUDOLPH, 1995). Bei den *Wettkampfdaten* sind Wettkampfprotokolle oder Spielanalysen von Experten die jeweiligen Informationsquellen. Abhängig von der Sportart kommt es dann beispielsweise zu einer Diagnose des gegnerischen Verhaltens oder der materiell-technischen Bedingungen. Die *Leistungsfähigkeitsdaten* sind zentraler Baustein innerhalb der trainingswissenschaftlichen Diagnostik. Während des Trainings spiegeln sie die Belastungsintensität des Trainingsprogramms wider. Beim Wettkampf sind sie Ausdruck der erbrachten Leistung, die letztlich zu einer Bewertung in Form einer Platzierung oder Note führt. Abseits von Training und Wettkampf kommt es aber gleichfalls zu Leistungsvollzügen (zum Beispiel in-

nerhalb des Schulsports oder bei einer Rehabilitationsmaßnahme) - auch dort fallen dann Leistungsfähigkeitswerte an.

Die inhaltliche Differenzierung des Datenmaterials wird in einem zweiten Schritt durch einen zeitlichen Aspekt präzisiert, was durch die Unterteilung in eine Statusdiagnostik und eine Prozessdiagnostik erreicht wird. Die *Statusdiagnostik* als ein querschnittliches Verfahren dient zur Kennzeichnung von Stärken und Schwächen im Leistungszustand und im Wettkampfverhalten. Statusdiagnostische Verfahren werden in der Trainingswissenschaft zur Auswahl von Personen und Bedingungen⁸ sowie beim Vergleich von Gruppen eingesetzt. Ziel ist die Informationsreduktion der oftmals sehr komplexen Merkmalsbereiche, welche durch die Auswahl relevanter Parameter erreicht wird. Bei der Kontrolle der Trainingsgewinne und der Verbesserungen des Wettkampfverhaltens handelt es sich um längsschnittliche Verfahren im Rahmen einer *Prozessdiagnostik*. Bei dieser Form von Verfahren werden über einen längeren Zeitraum hinweg die Veränderungen von Personen und Bedingungen festgehalten. Wie bei der Statusdiagnostik findet hier eine Personenselektion statt. Im Vergleich zu ihr haben die Entscheidungen aber eine längere Laufzeit und werden beispielsweise bei der Zusammenstellung einer Mannschaft oder eines Kaders angewandt. Die Auswahl von Personen berührt auch den weitläufigen Bereich der Talentfrage, bei der es um langfristige Entwicklungsverläufe auf der Grundlage von Teilleistungen geht (Kapitel 4.3).

Zuletzt findet die Untersuchungsmethode Berücksichtigung im Modell. Der Diagnostiker beginnt - entsprechend der dafür vorgesehenen Kategorien⁹ - mit der *Erfassung* der Trainings- bzw. Wettkampfdaten (Ist-Daten-Erfassung). Dann folgt das *Beschreiben* unter Zuhilfenahme von Sollwerten (Ist-Sollwert-Vergleich). Ein über einen bloßen Vergleich hinausgehendes Verfahren wird hier als *Erklärung* verstanden. Dort werden zusätzlich Zusammenhänge und Unterschiede zwischen den Leistungsfähigkeits- und Trainings- bzw. Wettkampfdaten aufgedeckt. Die Untersu-

⁸ Bei der Auswahl von Personen und Bedingungen handelt es sich um kurzfristige Entscheidungen, die beispielsweise während einer Ballsportart durch die Auswechslung eines Spielers oder durch die Analyse des gegnerischen Angriffsverhaltens getroffen werden.

⁹ Für die einzelnen Sportarten existieren in der Regel Vorlagen anhand derer die Trainer Trainings- und Wettkampfdaten erfassen können.

chungsarten (y-Achse), die Daten zum Training, Wettkampf und zur Leistungsfähigkeit (z-Achse) sowie die zeitliche Dimension (x-Achse) spannen in den nachfolgenden Abbildungen einen dreidimensionalen Raum auf, in dem sich die einzelnen Diagnostiken wieder finden.

2.2.1 Trainingsdiagnostik

Eine Trainingsdiagnostik (Abb. 2-2) fußt auf den Trainingsdaten und den dazugehörigen Leistungsfähigkeitsdaten. Die Erfassung von Daten in ihren qualitativen und quantitativen Kategorien steht grundsätzlich am Anfang einer jeden Diagnostik (hier: Trainingsprotokollierung). Am Ende einer jeden Trainingseinheit erfolgt ein

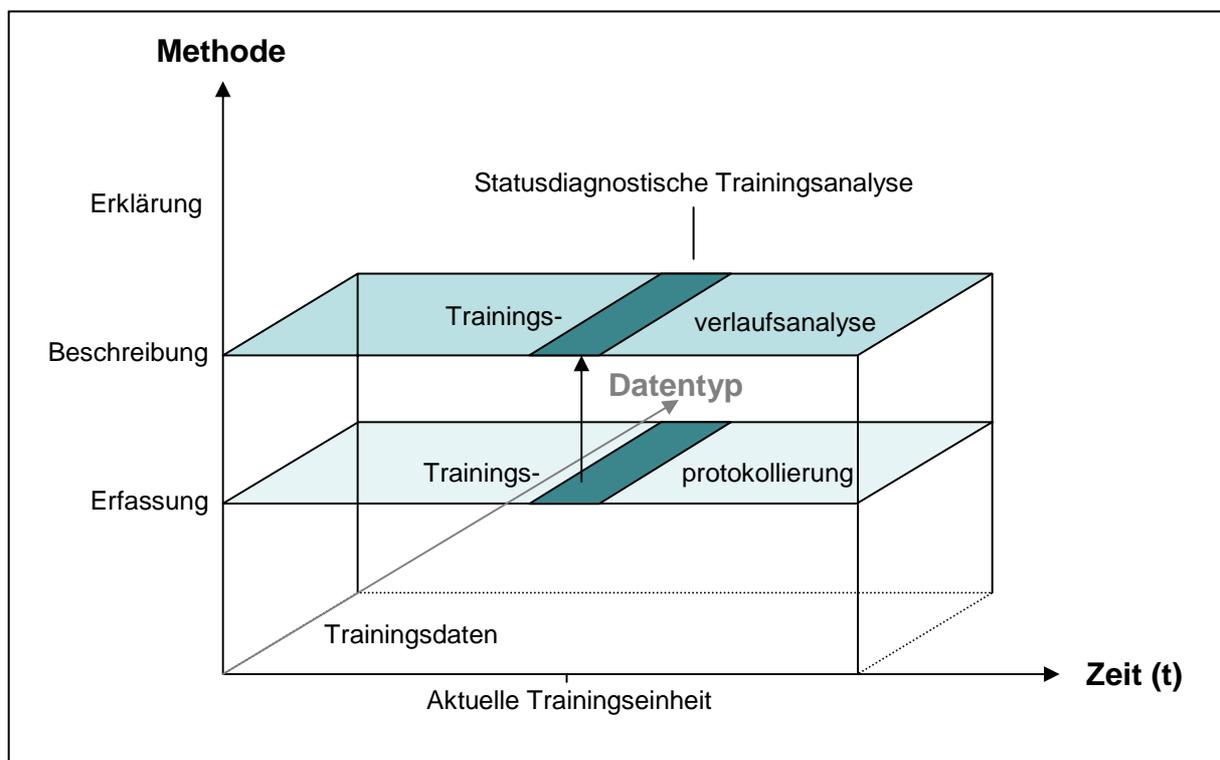


Abb. 2-2: Trainingsdiagnostik

Ist-Sollwert-Vergleich zwischen den erbrachten und den vorgegebenen Trainings- und Leistungsfähigkeitsdaten (statusdiagnostische Trainingsanalyse), die im Verlauf einer Trainingsperiode durch die ständige Kontrolle der Vorgaben ein Bild über das geleistete Training und die Leistungsentwicklung eines Athleten ergeben (Trainingsverlaufsanalyse). Die gewonnenen Erkenntnisse dienen einer gezielten An-

passung des Trainings an die Zielstellung und können zusätzlich durch die Wettkampfdaten präzisiert werden (Trainingssteuerung).

2.2.2 Leistungsfähigkeitsdiagnostik

Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, wurde als Gegenstandsbereich ein weiter Trainingsbegriff zugrunde gelegt, der sportliche Leistungen auf allen Feldern des Sporttreibens beinhaltet. Die Bereiche Wettkampf und Training werden als Wirkungsfelder betrachtet, auf denen sich die sportliche Leistung zeigt. Es sind aber durchaus auch andere Situationen denkbar, in denen sportliche Leistungen erbracht werden: beispielsweise der Schul- oder Rehabilitationssport. Allgemein gilt es, zwischen einer statusdiagnostischen Leistungsanalyse und einer prozessdiagnostischen Leis-

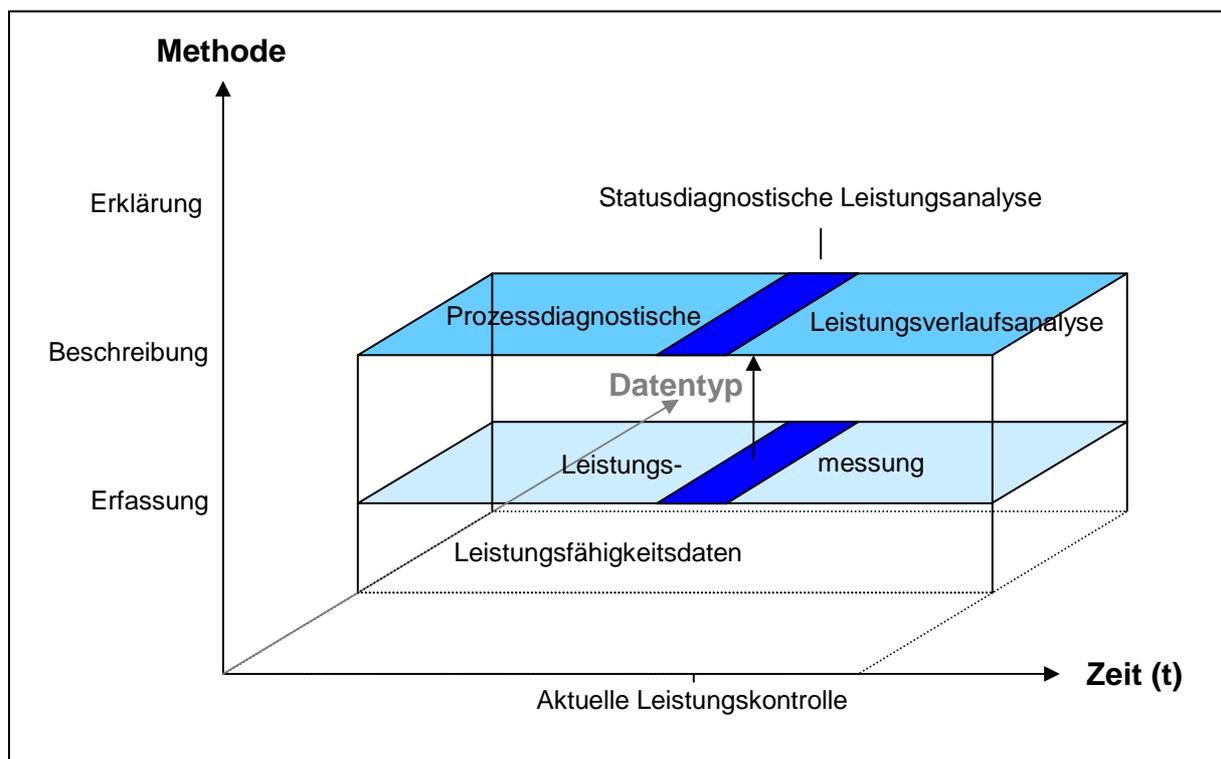


Abb. 2-3: Leistungsfähigkeitsdiagnostik

tungsverlaufsanalyse (Abb. 2-3) zu unterscheiden. Im ersten Fall wird die Leistungsfähigkeit zu Beginn eines Trainingsjahres oder im Verlauf einer einmaligen Leistungskontrolle erhoben. Als Vergleichswerte liegen bestenfalls Normwerte der

gleichen Alters- oder Leistungsgruppe vor, die Auskunft über das Niveau des Athleten, Schülers oder Probanden geben (interindividuelle Leistungskontrolle). Bei einer prozessanalytischen Herangehensweise werden im Längsschnitt die individuellen Werte einer Person in Beziehung zueinander gesetzt (intraindividuelle Leistungskontrolle).

2.2.3 Wettkampfdiagnostik

Die Wettkampfdiagnostik (Abb. 2-4) ähnelt in ihrem Ablauf der Trainingsdiagnostik. Auch hier gibt es eine Ist-Daten-Erfassung und einen Ist-Sollwert-Vergleich, der status- oder prozessdiagnostisch vorgenommen werden kann. Ihr Ziel ist neben der Protokollierung ebenfalls eine Wettkampfsteuerung, wobei es bei der Wettkampfdiagnostik zwei wesentliche Unterschiede zur Trainingsdiagnostik gibt:

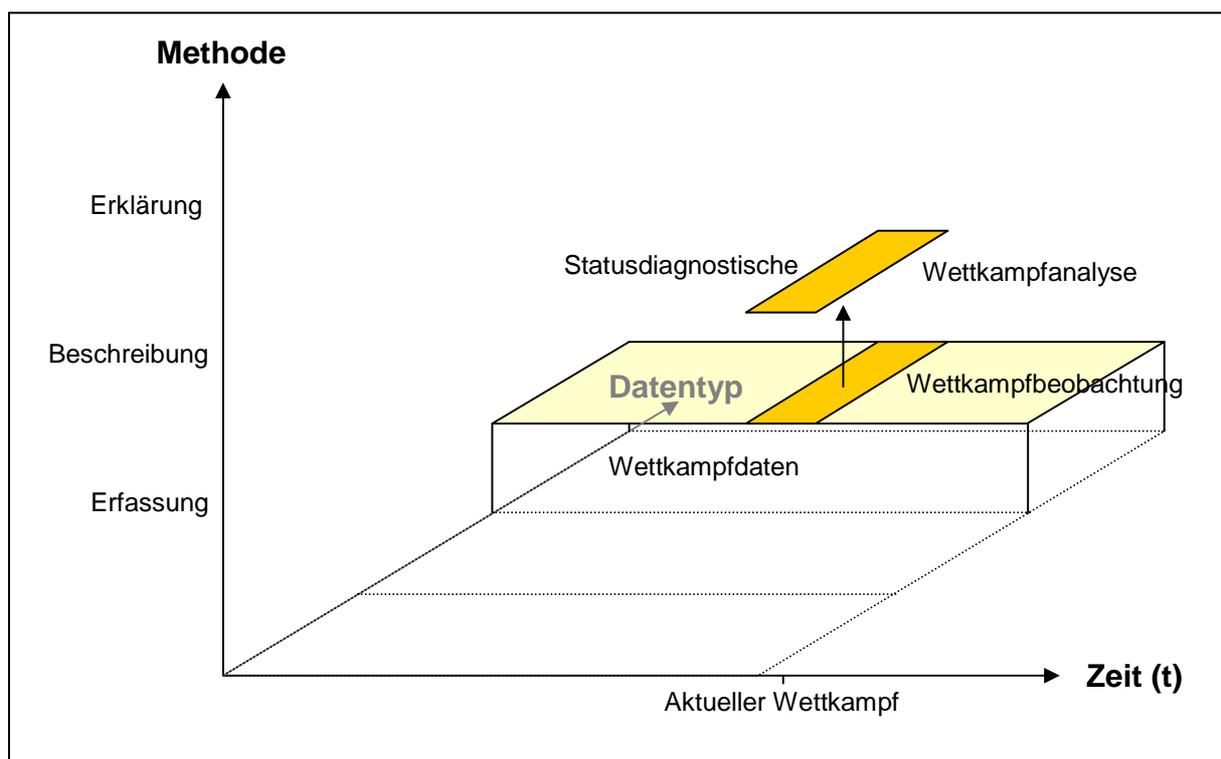


Abb. 2-4: Wettkampfdiagnostik

Zum einen basiert die Wettkampfdiagnostik auf den Wettkampfdaten (wie beispielsweise das Verhalten des Gegners, die Beschaffenheit der Wettkampfstätte oder Witterungsbedingungen) und den im Wettkampf erbrachten Leistungsfähig-

keitsdaten; zum anderen dient der unmittelbar im Wettkampf vollzogene Ist-Sollwert-Vergleich einer direkten Wettkampfsteuerung. Eine anschließende ausführliche retrospektive Wettkampfanalyse hat eine andere Zielstellung. Sie ist Grundlage bei der Auswahl von Talenten oder bei der Zusammensetzung von Kadern, kann aber ebenso bei den Veränderungen an Sportgeräten oder Regeln (nachfolgend als Bedingungen verstanden) hilfreich sein.

2.2.4 Trainingswirkungsanalyse

Die Trainingswirkungsanalyse (Abb. 2-5) integriert alle drei Bereiche in einem Verfahrensverbund mit dem Ziel einer „ganzheitlichen“ Erklärung von Trainingsprozessen. Allgemein ausgedrückt werden die Zusammenhänge zwischen Trainingsinput und Trainingsoutput aufgedeckt. Dieses retrospektive Verfahren ermöglicht Aussagen über die Effektivität der verwendeten Methoden und Inhalte durch eine Analyse der Ist-Istwert-Differenzen und Ist-Istwert-Zusammenhänge (vgl. HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002, 182). Ziel ist die Optimierung der sportlichen Leistungsentwick-

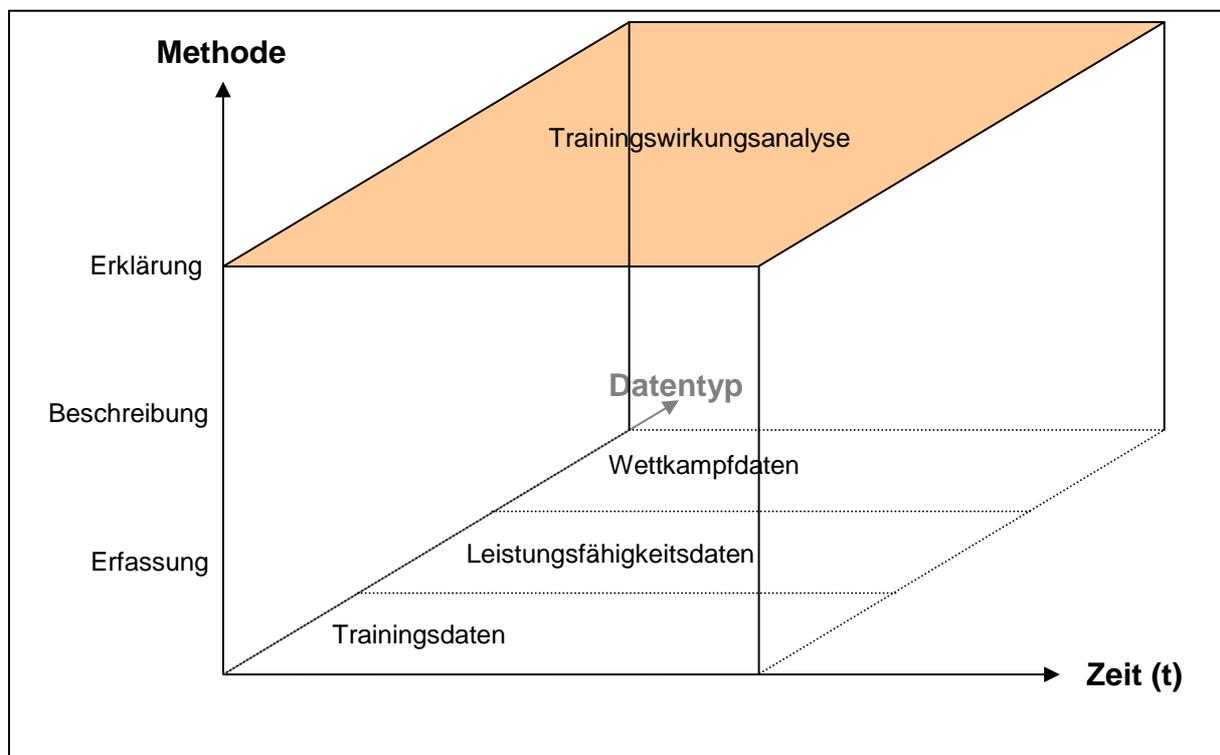


Abb. 2-5: Trainingswirkungsanalyse

lung. Leider kommt diese Analyse in der Realität zu kurz und wird häufig nur im Misserfallsfall angewandt. Durch lineare und nichtlineare Verfahren besteht die Möglichkeit, nachträglich die Wirksamkeit des Trainings zu überprüfen.

2.3 Interdisziplinäre prozessdiagnostische Forschung

2.3.1 Komplexität und Dynamik trainingswissenschaftlicher Prozesse

Im Zusammenhang mit der bisherigen Theoriediskussion zeichnete sich bereits die enorme *strukturelle Komplexität* und *zeitliche Dynamik* trainingswissenschaftlicher Probleme und Phänomene ab. Durch das Zusammenwirken der Individualität des Athleten mit dem Erfahrungshorizont des Trainers¹⁰, beeinflusst durch die Situativität der sportbezogenen Aufgabe und zahlreichen weiteren variablen Einflussgrößen, entsteht eine endlose kombinatorische Vielfalt von Trainings- und Wettkampfprozessen (*Multikausalität*). Der Athlet kann dabei nicht als geschlossenes System betrachtet werden, denn er steht in ständiger Wechselwirkung mit seiner Umwelt (vgl. GEROK, 1990). Hinzu kommt, dass die einzelnen internen Systemkomponenten wie chemische, biologische, mechanische oder psychische Einzelprozesse hochgradig vernetzt arbeiten, wobei *Wechselwirkungen* und *Rückkopplungen* eher Normalität als Ausnahme sind. Dies zeigt sich bereits bei einfachen Handlungen. Würde der Mensch beim täglichen Sitzen auf einem Stuhl streng algorithmisch wie ein Computerprogramm vorgehen, so könnte er nur eine einzige Handlung zu einem genau definierten Zeitpunkt ausführen (mit großer Wahrscheinlichkeit würde er nicht einmal den Stuhl erkennen). WITTE (2002, 16) beschreibt den Menschen deshalb als „ein komplexes System mit einer inneren nichtlinearen Dynamik“.

Die klassischen reduktionistischen Verfahren, die auf der Basis von Zergliedern in Teilprozesse und dem Konstanthalten wesentlicher Variablen beruhen, stoßen bei der Analyse von biopsychosozialen Systemen wie dem Menschen an ihre Grenzen. Die Analyseschwierigkeiten betreffen speziell die *individuell einzigartige und nichtlineare Entwicklungsdynamik* der sportlichen Leistung, deren Ursache in den rück-

gekoppelten Wechselwirkungen zwischen genetischer Anlage und Umwelteinflüssen liegt. Es kommt zu *Kompensations-, Anreicherungs- und Aufschaukelungseffekten*, die sich bei Sportlern als emergent entstehende Leistungseinbrüche, Leistungsstagnationen oder auch in Form von unerwarteten Leistungsexplosionen beobachten lassen. In den seltensten Fällen verlaufen sportliche Leistungsentwicklungen daher linear, es entspricht vielmehr unserer Vorstellung, wenn wir einen Sportler sehen, der unter dem Leistungsaspekt gerade „auf der Stelle tritt“ oder „über sich hinauswächst“. Genauso verwundert es nicht, dass ein Athlet seine mangelnden körperbaulichen Voraussetzungen im Basketball durch eine gute Sprungkraftfähigkeit kompensieren kann. Für derartige Analysen ist nicht nur die Wirkung der Einflussgrößen auf die Zielgröße, sondern auch auf andere Einflussgrößen von Interesse. Insbesondere im Leistungssport sind sowohl die Anzahl der Systemkomponenten als auch deren wechselseitige Rückkopplungen zu komplex, um sie auf der Basis von linearen Modellen wie der Regressions- oder Varianzanalyse zufrieden stellend aufklären zu können.

Die obigen Sachverhalte lassen sich im Bereich der sportwissenschaftlichen Modellbildung¹¹ gut ablesen. Dort führt die Komplexität und Dynamik von trainingswissenschaftlichen Prozessen zur Anwendung von Abstraktionsverfahren, die kaum noch praktische Relevanz besitzen oder von Reduktionsverfahren, die einen Mangel an Allgemeingültigkeit aufweisen:

Exkurs: Modellbildung

In der gegenwärtigen sportwissenschaftlichen Literatur existieren noch keine zufrieden stellenden Strukturmodelle für die Leistungsfähigkeit, den Wettkampf oder das Training. Die Schwierigkeit besteht darin, deren Komplexität in ein gängiges Modell zu überführen. Für die Modellbildung zum Training führen HOHMANN, LAMES & LETZELTER (2002, 151) allein vier unterschiedliche Modelle an¹². Im Bereich des

¹⁰ CAMPBELL (1993) hat darüber hinaus mit einem interkulturellen Vergleich gezeigt, dass das Wahrnehmen, Entscheiden und Handeln der Trainer immer auch vom kulturellen Hintergrund abhängt.

¹¹ „Das Modell ist ein abstraktes Abbild eines Systems. Es dient der Diagnose des Systemzustandes und der Prognose des Systemverhaltens“ (PERL, LAMES & GLITSCH, 2002, 15).

¹² Dabei handelt es sich um ein biologisch-medizinisches, ein psychologisches Modell, ein Belastungsbeanspruchungskonzept und eine synergetische Betrachtungsweise.

Wettkampfes ist es grundsätzlich fraglich, ob ein exaktes Abbild der Realität erstellt werden kann. Nach LAMES (1999) weist der Wettkampf komplexe, situationsabhängige, chaotische Beziehungen auf. Kaum weniger schwierig erweist sich die Modellbildung bei der Leistungsfähigkeit. Hier kommt es entweder zur Auflistung der Komponenten und Wechselwirkungen ohne deren quantitative Ausprägungen (vgl. MARTIN, 1980; EHLENZ, GROSSER & ZIMMERMANN, 1985; BAUERSFELD & SCHRÖTER, 1992; SCHNABEL, HARRE & BORDE, 1998) oder aber zu einer speziellen Ausrichtung auf eine sportliche Teilleistung (Deduktionskette nach BALLREICH, 1980; Strukturmodell nach HOHMANN & BRACK, 1983).

Die Autoren PERL, LAMES & GLITSCH (2002, 9) vertreten zur Modellbildung in der Sportwissenschaft folgende Auffassung:

„Insbesondere kann es (...) in der Sportwissenschaft mit ihren vielen wissenschaftlichen Facetten nicht *eine* Modellbildung geben: Modellbildung in der Sportwissenschaft ist vielmehr ein Konglomerat unterschiedlichster System- und Modellverständnisse, deren Spektrum allenfalls grob abgesteckt werden kann, und deren Komponenten in den unterschiedlichen Beziehungen zueinander stehen.“

2.3.2 Selbstorganisationskonzepte im Rahmen nichtlinearer Systemtheorien

Da man gegenwärtig an einem Punkt angelangt ist, an dem die bisherigen deterministischen Methoden die Dynamik von komplexen Systemen nicht mehr ausreichend erklären (vgl. GEROK, 1990; KRATKY & WALLNER, 1990; SCHROECK, 1994), liegt es nahe, Lösungsansätze anderer wissenschaftlicher Disziplinen mit in die Analyse einzubeziehen. Die Bewegungswissenschaft beispielsweise trennt die Ansätze zur Erklärung der Bewegungskoordination in strukturelle und phänomenologische Modelle (vgl. BEEK, PEPPER & STEGEMANN, 1995). Dabei werden bei den strukturellen Modellen die an den motorischen Aktionen beteiligten Strukturen und Prozesse untersucht, während bei den phänomenologischen eine ganzheitliche Sichtweise gewählt wird, die ausschließlich funktionale Aspekte umfasst. Einen ganzheitlichen Ansatz wählen ebenso die „unkonventionellen“ oder „neuen“ Paradigmen der Modellbildung wie Neuronale Netze oder Fuzzy Logik (vgl. ZADEH, 1973; ZINNER, 1994). Ganzheitlich bedeutet jedoch keineswegs, dass der Mensch in seiner Ganzheit modelliert wird. Es geht vielmehr um die Darstellung der wesentlichen Aspekte der Systemstruktur und des prozessualen Systemverhaltens (vgl.

PERL, LAMES, HEIN, SCHRÖDER & UTHMANN, 1993; PERL, 1996; PERL & UTHMANN, 1997).

Dieser Wechsel von einer mikroskopischen zu einer makroskopischen Sichtweise ist eng an die Entwicklung der Selbstorganisationskonzepte¹³ aus den 1960er Jahren geknüpft, wobei Neuronale Netze zunehmend einen größeren Stellenwert in den wissenschaftlichen Publikationen seit Ende der 1980er Jahre einnehmen. Damit wird an die erste Blütezeit zwischen 1955 und 1969 angeknüpft, in der man glaubte, mit den Neuronalen Netzen ein universelles Werkzeug für die vielfältigsten Fragestellungen in den Wissenschaften gefunden zu haben (vgl. KROHN, KÜPPERS & PASLACK, 1987). Die so genannten nichtlinearen Systemtheorien haben viele Wurzeln, zu denen ebenso die Kybernetik, die Informationstheorie und die allgemeine Systemtheorie zählen. Ausgehend von disziplinspezifischen Problemen entwickelten sich unabhängig voneinander in verschiedenen Wissenschaften einzelne Theorien, die auf gemeinsamen strukturellen Grundannahmen basierten: Man führte nicht mehr alle Ordnungsstrukturen jenseits des Gleichgewichts auf entropische Überlegungen zurück, sondern auf Selbstorganisationsphänomene.

„Als Selbstorganisation werden irreversible, also zeitlich gerichtet verlaufende Prozesse in nichtlinearen, dynamischen Systemen bezeichnet, die durch das kooperative Wirken von Teilsystemen zu komplexeren Strukturen des Gesamtsystems führen. Diese Strukturen sind das Resultat innerer Wechselwirkungen“ (NORDMANN, 1991, 91).

Gegenüber den klassischen Theorien zeichnen sich sämtliche Konzepte zur Selbstorganisation durch folgende Gemeinsamkeiten aus (KROHN & KÜPPERS, 1990, 11):

1. Irregularitäten werden als Normalfall angesehen, Gleichgewichtsprozesse sind demnach die Ausnahme von der Regel (gleichgewichtsferne Prozessdynamik),
2. die bereits beschriebene Komplexität wird als gemeinsames Phänomen angesehen,

¹³ Unter diese Selbstorganisationskonzepte fallen auch die Überlegungen der Theorie dissipativer Strukturen (Ilya Prigogine), der Synergetik (Hermann Haken), der Theorie autokatalytischer Hyperzyklen (Manfred Eigen), der Chaostheorie (Edward N. Lorenz), der Theorie der „fraktalen Geometrie“ (Benoit Mandelbrot), die systemtheoretisch-kybernetischen Ansätze (Heinz von Foerster), der Theorie der Autopoiesie und Selbstreferentialität (Humberto R. Maturana und Fransisco J. Varela) sowie der Theorie des „elastischen“ Ökosystems (P. Ehrlich, J. Lovelock, L. Margulis und C.S. Holling).

3. das klassische System-Umwelt-Modell, demzufolge die Anpassung eines Systems an seine Umwelt von außen gesteuert und beobachtet werden kann, wird durch systemische Selbststeuerung und interne Selbstbeobachtung ersetzt.

Das Studium nichtlinearer dynamischer Systeme, die Erforschung chaotischer Phänomene und die Erkenntnisse über Prozesse der Selbstorganisation wurden in den letzten Jahren zunehmend auf sportwissenschaftliche Fragestellungen übertragen. In den 1990er Jahren zeichneten sich in der Sportwissenschaft drei Strömungen ab:

- eine Gruppe mit Fragestellungen zur Motorik/Bewegungskoordination (vgl. KELSO, 1984; HAKEN, KELSO & BUNZ, 1985; KELSO & SCHÖNER, 1988; KELSO, BUCHANAN & WALLACE, 1991; LAMES, 1992; LOOSCH, 1997; SCHÖLLHORN, 1997; WITTE & BLASER, 1998; YAMAMOTO & GOHARA, 2000; WITTE, 2002),
- eine zweite im Rahmen der Sportspielforschung (vgl. PERL, 2001; PERL & LAMES, 2001; WESTPHAL & SCHÖLLHORN, 2001)
- und eine dritte, die sich mit Fragen zur Trainingsadaptation auseinandersetzt (vgl. HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG, 2000; MESTER & PERL, 2000; HOHMANN, BÜGNER, KELLMANN, EDELMANN-NUSSER & DÖBLER, 2001; PERL, 2001; HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002).

2.3.3 Synergetische Betrachtungsweise trainingswissenschaftlicher Phänomene

Aus der Vielzahl von Theorien zur Selbstorganisation wird nachfolgend die von Hermann Haken formulierte Synergetik als „Lehre vom Zusammenwirken“ zur Erklärung trainingswissenschaftlicher Phänomene herangezogen. Die Synergetik beschäftigt sich über rein physikalische Probleme hinaus ganz allgemein mit Systemen, die aus vielen Komponenten und Subsystemen bestehen. So liefert sie unter anderem Beschreibungen für biologische, chemische und gesellschaftliche Sachverhalte. Geleitet von dieser Idee eines universellen Funktionsprinzips der Selbstorganisation ist die Synergetik als eine interdisziplinäre Wissenschaftsdisziplin anzusehen. Grundvoraussetzung für ihre Anwendung ist eine vollständige Kenntnis der Untersysteme. Trainingswissenschaftliche Prozesse, ebenso wie die meisten anderen Systeme, erweisen sich jedoch als zu kompliziert. Ihre Dynamik

konnte bisher nicht vollständig erfasst werden¹⁴. Um dennoch die Synergetik auf derartige Prozesse anwenden zu können, zeigten HAKEN & WUNDERLIN (1991, 242) unter dem Begriff der „Phänomenologischen Synergetik“, dass Selbstorganisationsprozesse „in einem Vielteilchensystem gar nicht von den detaillierten Mechanismen der Wechselwirkung und der Art der betrachteten Untersysteme abhängen“. Entscheidend ist das Auffinden derjenigen Parameter, die sie zu einem Systemwechsel führen, womit inhaltlich eine Brücke zu dem Begriff des Invarianten-Varianten-Gefüges geschlagen wird.

Die Synergetik untersucht die Entstehung, Aufrechterhaltung und Veränderung von Systemzuständen. Systeme, wie sie im Falle der Trainingswissenschaft der „Athlet“ darstellen, zeichnen sich wie alle lebenden und sozialen Systeme durch eine große Komplexität und durch nichtlineare rückgekoppelte Wechselwirkungen zwischen ihren Elementen aus. Es existieren eine oder mehrere veränderliche Einflussgrößen physiologischer, psychologischer und sozialer Art, die den Verhaltensstrom so beeinflussen können, dass sich die Struktur in der Verlaufsdynamik wandelt. Im Trainingprozess findet nun eine ständige Interaktion zwischen dem System „Athlet“ und der Umwelt statt, wobei die Umweltoffenheit als wesentliche Bedingung für Selbstorganisation angesehen wird. Die Umweltparameter haben dabei keinen deterministischen Charakter, denn nicht jede Trainingsbelastung führt immer auch zu einer Formsteigerung, ebenso wie ein zu hoher psychologischer Erwartungsdruck oder Verwerfungen im Sozialgefüge einer Mannschaft nicht immer die gleichen Auswirkungen auf die Leistungen haben. Im Rahmen der Synergetik werden diese Einflussgrößen als Kontrollparameter bezeichnet, ihre Veränderung bewirkt eine Dynamisierung der Systemstruktur¹⁵. Das zuvor im Gleichgewicht befindliche System wird nun zunehmend instabiler. Sinn und Zweck des Trainings ist es, die Leistungsentwicklung zu optimieren. Dazu wird der Kontrollparameter Trainingsbelastung bis zu einer kritischen Grenze verändert, an der der momentane Systemzu-

¹⁴ HAKEN & WUNDERLIN (1991, 242) führt für die Unmöglichkeit der mathematischen Beschreibung das menschliche Gehirn und menschliche Gesellschaften an.

¹⁵ Kontrollparameter stellen im Sinne der Synergetik eine allgemeine Anregungsbedingung dar, die keinen kausalen oder determinierenden Einfluss auf einen neuen Systemzustand haben, aber von außen steuerbar sind (vgl. BEISEL, 1996).

stand beziehungsweise dessen Komponenten (konditionelle Fähigkeiten, psychisches Befinden, soziale Interaktionen, etc.) eine andere Gestalt annehmen. Das System wird anfällig für Zufallsschwankungen, die in Form von Störungen oder Fluktuationen auftreten können. Störungen sind dabei als Einflüsse aus der Systemumgebung kurzweilig und von geringer Intensität, Fluktuationen hingegen sind systemimmanent und somit unabhängig von der Umgebung¹⁶. Grundsätzlich ist jedes System bemüht, im Gleichgewichtszustand zu verharren. Nehmen jedoch die Schwankungen fortlaufend zu, kann das System diese nicht mehr korrigieren („kritisches Langsamer-Werden“) und gelangt an einen kritischen Punkt („Bifurkation“) mit mehreren gleich wahrscheinlichen Lösungswegen. Als Nichtlinearität bezeichnet man die Existenz von Mehrfachlösungen, die zu einer Vielfalt möglicher Zustände und Entwicklungen führen kann. In dieser sogenannten Symmetriephase setzen sich diejenigen Parameter („Moden“) durch, die dem Eigenrhythmus des Systems und den Anforderungen der Umwelt am besten entsprechen. In der Folge organisiert sich das System in Richtung eines stabilen Zustandes neu. Aufgrund dieser Selbstorganisationsprozesse wird trotz extrem hoher Komplexität des Systems auf der Mikro-Ebene das makroskopische Verhalten über die Zeit nur durch wenige Formzustände bestimmt (bei Nicht-Trainierenden oftmals nur durch einen einzigen), wobei die Dynamik durch das System selbst bestimmt wird. Da es zu einer Neuordnung des Systems kommt, werden die „Moden“ auch als Ordnungsparameter bezeichnet. Die von HAKEN (1990) gelieferte mathematische Beschreibung der Ordnungsparameter ermöglicht nun eine ausreichende Charakterisierung des komplexen Systemverhaltens (Abb. 2-6).

Interessant scheint an dieser Stelle der Zusammenhang zwischen Ordnungsparametern und den mikroskopischen Variablen. Durch das Zusammenwirken der Einzelsysteme wird ein Ordnungsparameter geschaffen, der nun umgekehrt das Verhalten der Einzelteile bestimmt, indem er diese „versklavt“ (HAKEN, 1995, 24). Es handelt sich also um eine Wechselwirkung der Teile mit dem Ganzen, bei der beide

¹⁶ Dieses Systemverhalten lässt sich anhand der mathematischen Gleichung $x_{(t+1)} = rx_t(1-x_t)$ veranschaulichen. Unter der Voraussetzung, dass x_t zwischen 0 und 1 liegt, streben die Werte bei $r < 3$ gegen einen Fixpunkt. Bei $r = 3$ verhält sich das System linear, ist also eindeutig berechenbar, und bei $r > 3$ treten zunehmend Gabelungen (Bifurkationen) auf, an denen sich das System entscheiden muss (Feigenbaum-Szenario).

einander gegenseitig bedingen. Nach diesem Verständnis sollten sich optimale Formzustände auch im psychologischen Befinden des Athleten, gegebenenfalls in

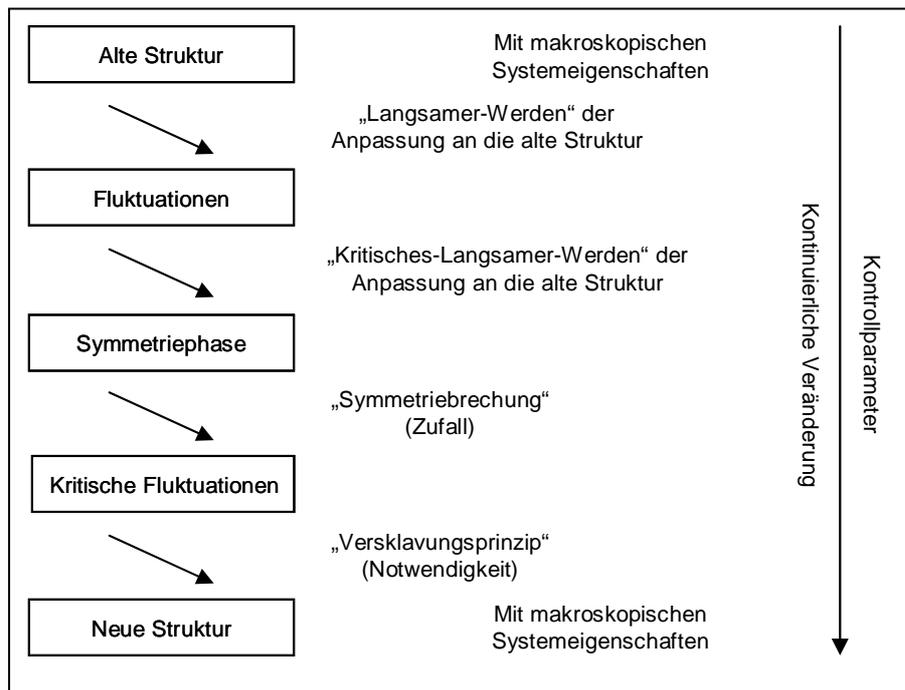


Abb. 2-6: Grundannahmen der Synergetik (BEISEL, 1996, 76)

den medizinischen Blutwerten oder weiteren Zustandsparametern widerspiegeln. Um das Auftreten verschiedener Ordnungsparameter im biopsychosozialen System „Sportler“ nachzuweisen, ist es notwendig, stabile Muster in der Verlaufsdynamik der ausgewählten psychologischen, medizinischen oder weiteren Merkmalen zu identifizieren (Attraktoren). Nichtlinearität und das Wirken von Kontrollparametern sind wichtige Eigenschaften für die Selbstorganisation von komplexen Systemen. Die nichtlinearen Ansätze als „neue“ theoretische Konzepte mit eigenständigen Methoden sind ihrem Wesen nach integrativ, da bereits bestehende Konzepte für die Trainingswissenschaft durchaus berücksichtigt sind und darüber hinaus in ein erweitertes Lösungsraster eingebettet werden, das gemeinsame Charakteristiken aufweist (Systembegriff, Umweltbegriff, Randbedingungen). Die zuvor beschriebene ganzheitlich-synthetische (synergetische) Konzeption wirft allerdings auch eine Reihe von Fragen auf, die im Zusammenhang mit den Untersuchungen nochmals aufgegriffen werden. So erfordert eine synergetische Vorgehensweise die Redukti-

on auf einige wenige wesentliche Aspekte. Doch wie findet man diese¹⁷? Lassen sich in allen komplexen dynamischen Systemen Ordnungsparameter finden und sind diese durch Attraktoren nachzuweisen? Welche Beschaffenheit und Ausprägung muss der Kontrollparameter annehmen, um einen neuen Systemzustand zu erzeugen? Wie lange bleibt eine Phase stabil (Hysterese)? Als besonders hilfreich hat es sich bisher erwiesen, in einem ersten Schritt den Blickwinkel auf die quantifizierbaren Sportarten wie beispielsweise das Sportschwimmen einzuschränken. Für alle Sportarten mit qualitativen Bewertungsmaßstäben muss die Übertragung in einem nächsten Schritt geprüft werden.

¹⁷ Erst wenn diese Frage zureichend geklärt ist, kann eine gesicherte Prognose oder Analyse des Systemverhaltens stattfinden.

3. Ausgewählte Methoden der Neurowissenschaften als Grundlage neuer Analysemethoden

3.1 Vom biologischen zum künstlichen Neuronalen Netzwerk

3.1.1 Neuronale Netzwerke

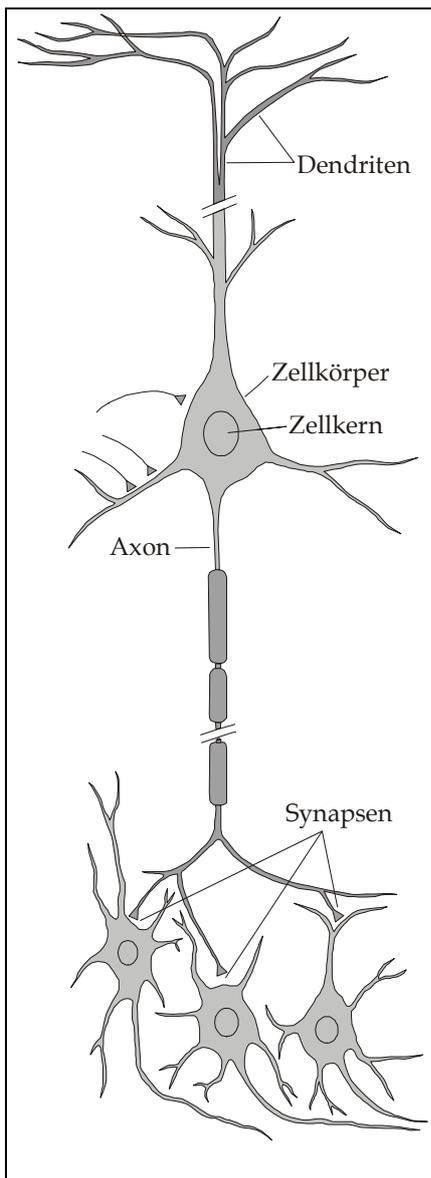


Abb. 3-1: Die biologische Nervenzelle (KENDELL, SCHWARTZ & JESSELL, 1995, 23)

Ganz gleich, welche Wissenschaft sich heute mit Neuronalen Netzen beschäftigt, das biologische Modell ist Ausgangspunkt jeglicher Modellierungen; genauer gesagt die Struktur und Funktionsweise einer Nervenzelle, die sich in den verschiedenen Modellen von Neuronalen Netzen wieder findet, ist eigentlich der Ausgangspunkt.

Beim Übergang vom biologischen zum künstlichen Neuronalen Netzwerk sind folgende Fragestellungen von Interesse:

- Wie ist ein typisches Neuron aufgebaut?
- Wie erfolgt die Informationsübertragung zwischen Neuronen?
- Wie reagiert ein Neuron auf Eingangssignale?
- Wie sehen Modelle aus, die das Verhalten eines Neurons adäquat beschreiben?
- Wie können Informationen für die neuronale Verarbeitung kodiert werden?

Die Anzahl der auf die Verarbeitung und Weitergabe von Signalen spezialisierten Nervenzellen (Neuronen) wird auf 16 Milliarden geschätzt (BADTKE, 1995, 105). Oft besitzt jedes Neuron weit mehr als 1000 synaptische Kontakte

zu anderen Nervenzellen (KENDELL, SCHWARTZ & JESSELL, 1995, 23). Selbst Hochleistungsrechner sind derzeit nicht in der Lage, eine entsprechend komplex vernetzte Struktur nachzubilden.

Die einzelne Nervenzelle besteht im Wesentlichen aus vier Elementen (Abb. 3-1):

- Einem Zellkörper (Soma), in dem die Produktion der für die Arbeit der Zelle notwendigen Stoffe stattfindet,
- den Dendriten als vielfach verzweigte Fortsätze zur Informationsaufnahme,
- einer langen Nervenfasern (Axon) zur Informationsweiterleitung und
- den Synapsen als Kontaktstellen zwischen Axon und Dendrit sowie Axon und Zellkörper.

Die Leistungsfähigkeit eines biologischen Neuronalen Netzes hängt einzig von der Anzahl und der komplexen Vernetzung der Nervenzellen ab. Die einzelne Nervenzelle spielt im Gesamtgeschehen eine zu vernachlässigende Rolle. Die Informationen sind nicht in den Nervenzellen selbst, sondern in den Verbindungen zwischen den Zellen gespeichert. Es kommt zu einer Informationskodierung durch raumzeitliche Aktivitätsmuster: Elektrochemische Prozesse führen zu kurzzeitigen, starken Potenzialänderungen an der Zellmembran („Spikes“), die über das Axon zum synaptischen Spalt weitergeleitet werden. Der Informationsgehalt des Impulses liegt dabei nicht in seiner Intensität, sondern in seiner Frequenz. Ein aktives Neuron ist dadurch gekennzeichnet, dass es in hoher Frequenz Aktionspotenziale erzeugt. Durch Veränderung der Synapsenstärke bzw. durch die biochemische Änderung bestimmter Stoffe in dem Verbindungselement treten komplexe Wechselwirkungen und vielfältige Rückkopplungen innerhalb des Netzwerks auf. Nur durch das Erreichen oder Aufbauen einer richtigen Synapsenstärkekonstellation ist das Netzwerk in der Lage, bestimmte Ziele zu erreichen, was im Allgemeinen als Lernen bezeichnet wird. Dem einzelnen Neuron kommt dabei die Aufgabe der bedingten Weiterleitung eingehender Impulse zu (vgl. SERAPHIN, 1994; ZELL, 1994; ROJAS, 1996; HAYKIN, 1999).

Im Hinblick auf die Lernfähigkeit besitzen vor allem die Synapsen eine wesentliche Bedeutung. Diese Tatsache wurde das erste Mal von dem Psychologen D.O. Hebb im Jahre 1949 postuliert. Hebb stellte fest, dass die Änderung der Synapsenstärke

in einem proportionalen Verhältnis zur Aktivität der Zellen vor und hinter der Synapse stand. Je aktiver diese Zellen also sind, desto „stärker“ ist die synaptische Verbindung zwischen ihnen. Es existiert zwar eine ganze Reihe von verschiedenen künstlichen Netzwerkmodellen, bei genauerer Betrachtung haben jedoch fast alle die Theorie von Hebb als Basis für ihren Lernalgorithmus.

3.1.2 Vergleich zwischen biologischen und künstlichen Neuronalen Netzen

Die Natur der Vorgänge, die sich in einem Neuron abspielen, bringt es mit sich, dass eine Nervenzelle nicht häufiger als etwa 200-mal in der Sekunde feuern kann. Die Ausbreitung des Aktionspotenzials über das Axon geschieht mit einer Geschwindigkeit von circa 100 m/s. Diese Betrachtungen und die Erkenntnis, dass sich wesentliche kognitive Leistungen des Menschen in wenigen Zehntelsekunden abspielen, verweisen auf eine massive Parallelität von Neuronenfunktionen. Daher ist unser Gehirn bei Aufgaben wie der Erkennung natürlicher Bilder schneller als ein Computer, obwohl dessen Bauteile etwa eine Millionen Mal schneller schalten als ein Neuron.

Neben der Parallelität der Informationsverarbeitung sind biologische Neuronale Netze in Sachen Fehlertoleranz und Lernfähigkeit den künstlichen weit überlegen. Fehlertoleranz besteht sowohl gegenüber Veränderungen innerhalb des Netzes als auch gegenüber Schwankungen in den Umweltreizen. Zum einen sind Informationen im biologischen Neuronalen Netz im Unterschied zu einem Computer nicht an einem einzigen Ort, sondern verteilt auf viele Synapsen gespeichert. Trotz des ständigen Sterbens von Neuronen kommt es nicht vor, dass wir z.B. unseren Namen oder einen Buchstaben daraus vergessen, während bei wahlloser Zerstörung von Bits in einem Computer mit Sicherheit jedes Mal auch ein Teil von Information vernichtet würde. Zum anderen lösen bereits ähnliche Reize gleiche Reaktionen aus, da aufgrund der Vielzahl von beteiligten Neuronen und der Summation aller an einem Neuron ankommenden Signale, kleine Schwankungen (Rauschen) in den Reizen nicht zu einer anderen Aktivierung führen (z.B. erkennen wir Bekannte auch auf schlecht kopierten Fotos).

Die Lernfähigkeit besteht in der Eigenschaft Neuronaler Netze, aus Reizen der Umwelt zu lernen. Voraussetzung dafür sind die geeigneten Lernregeln. Dies erscheint uns im Zusammenhang mit unserem Gehirn banal. Die technische Nachahmung von Lernfähigkeit, z.B. für die Robotik oder zur Sprachverarbeitung, stellt aber herkömmliche Rechner vor größte Probleme. Um Lern- und Anpassungsfähigkeit an veränderte Umweltbedingungen zu erreichen, genügen herkömmliche Wenn-dann-Regeln aus Expertensystemen der klassischen „Künstlichen Intelligenz“-Forschung nicht. Daher ist man bei der Umsetzung des biologischen Vorbildes in ein künstliches Neuronales Netz bemüht, die Stärken des biologischen Modells (Assoziationsfähigkeit, Fehlertoleranz, Lernfähigkeit, Ausfallsicherheit und parallele Verarbeitung) mit den Stärken herkömmlicher Computer (schnelles und exaktes Berechnen) zu vereinen.

3.1.3 Künstliche Neuronale Netze

Bei der Umsetzung des biologischen Vorbildes in ein künstliches Neuronales Netzwerk hat man versucht, ein möglichst genaues Abbild der menschlichen Nervenzelle zu schaffen. Das erste Neuronenmodell entstand 1943 von McCulloch und Pitts. Jedes Neuron kommt darin einer Prozesseinheit gleich, deren Ausgabe über zwei (drei) Transformationsschritte zustande kommt¹⁸:

Ein Neuron nimmt Signale über mehrere eingehende Verbindungen ($i = 1, \dots, L$) auf. In Analogie zu den Abläufen im Soma werden die Eingabesignale x_i der Dendriten zusammen mit den Gewichten w_i der Synapsen in der Eingangsfunktion h (Propagierungsfunktion) zu einem skalaren Wert, der so genannten Netzaktivität, verdichtet:

$$(3.1) \quad h = \sum_{i=1}^L w_i x_i$$

Die dabei verwendeten Gewichte w_i bezeichnen die Kopplungsstärke der jeweiligen Verbindungen und werden durch einen Lernvorgang ermittelt, indem sie nach

¹⁸ Die nachfolgenden Formeln finden sich in den Originalwerken zu den jeweiligen Modellen und wurden im Sinne einer konsistenten Notation überarbeitet.

vorgegebenen Mustern und einer Lernregel modifiziert werden. Exzitatorische (anregende) Verbindungen können somit durch positive, inhibitorische (hemmende) Verbindungen durch negative Werte und fehlende Verbindungen durch Null ausgedrückt werden. Dieser Vorgang entspricht einer Filteroperation mit der synaptischen Summation als linearem Filter.

Die Aktivierungsfunktion $a_j = f(h_j)$ ermittelt aufgrund des Eingangssignals, ob ein Ausgangs-Impuls erzeugt wird. Erst wenn ein bestimmter Schwellenwert überschritten wird, feuert die Zelle, d.h. die Zelle stellt ein Signal am Ausgang zur Verfügung. Die Aktivierungsfunktion f nimmt somit den Stellenwert einer Entscheidungsoperation ein. Künstliche Neuronale Netze realisieren die biologischen Vorgaben durch unterschiedliche Aktivierungsfunktionen. Bei allen Aktivierungsfunktionen ist in erster Linie der qualitative Kurvenverlauf wichtig. Die Grossberg-Funktion bildet die biologisch motivierten Eigenschaften eines Neurons am genauesten nach¹⁹:

$$(3.2) \quad f(x) = \begin{cases} \frac{x-\theta}{x-\theta+a} & \text{falls } x \geq \theta, \\ 0 & \text{sonst} \end{cases},$$

mit x als Eingangssignal, θ als Schwellenwert und der Konstanten a .

Zusätzlich besteht die Möglichkeit, die Ausgabe einer Zelle über die Ausgabefunktion $o_j = f(a_j)$ zu beeinflussen. Bei der Anwendung der künstlichen Neuronalen Netze wird jedoch häufig darauf verzichtet und dafür die Identitätsfunktion verwendet (Abb. 3-2).

3.1.4 Topologie

Die Netzwerkstruktur biologischer Neuronaler Netze wird in künstlichen Neuronalen Netzen durch eine oder mehrere Schichten nachgebildet. In den Schichten ist eine gewisse Anzahl von Neuronen zusammengefasst, deren Verbindungen in unterschiedlicher Art und Weise auftreten können.

¹⁹ In der Praxis der künstlichen Neuronalen Netze verwendet man weiterhin die Fermi-, die Tangenshyperbolicus- und die Radiale Basisfunktion.

Netze mit rein vorwärts gerichteter („feed-forward“) Informationsverarbeitung gliedern sich in Schichten. Innerhalb einer Schicht bestehen keine Verbindungen zwischen den Neuronen. Erregungen werden nur in eine Richtung weitergegeben. Eine Eingabeschicht nimmt den Reiz aus der Umwelt auf und gibt ihn innerhalb des

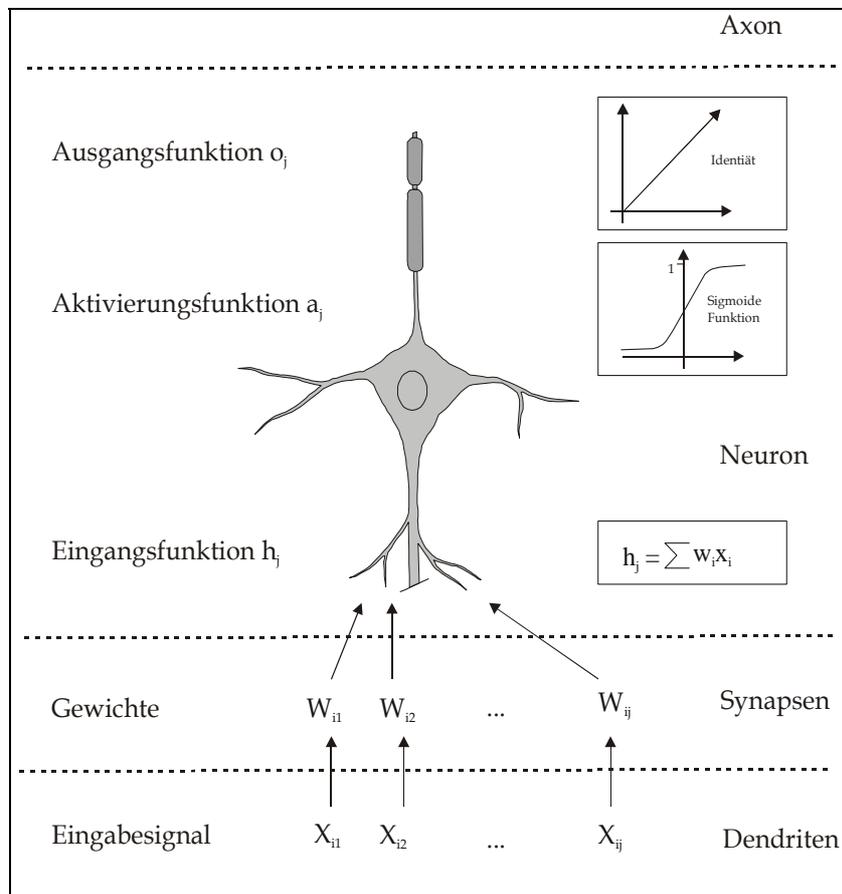
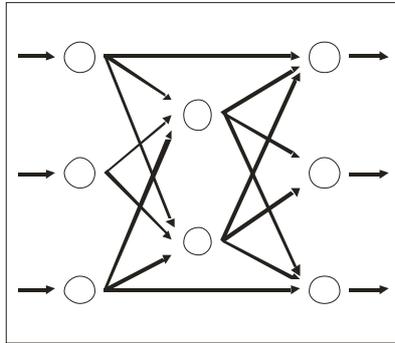


Abb. 3-2: Künstliches Neuronales Netzwerk (mod. nach HAMILTON, 1993, 106)

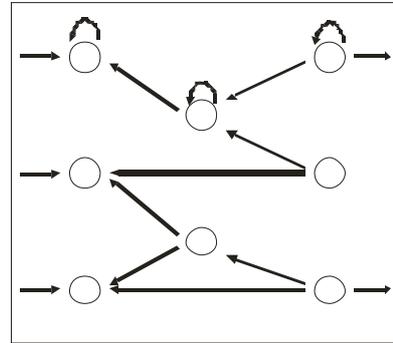
Netzes weiter. Zwischenschichteneinheiten („hidden layer units“) summieren die Signale der Neuronen vorgelagerter Schichten und senden entsprechend ihrer Aktivierungsfunktion ein Signal an die Neuronen der nächsten Schicht. Dieser Vorgang setzt sich bis zur letzten Schicht (Ausgabeschicht) fort (Abb. 3-3).

Solche, auch Mehrschichtnetze genannten Architekturen, bilden Aktivierungszustände der Eingabeschicht auf Aktivierungszustände der Ausgabeschicht ab. Werden als Aktivierungsfunktionen der einzelnen Neuronen nichtlineare Funktionen gewählt, so kann ein Mehrschichtnetz mit nur einer Zwischenschicht, die allerdings

unendlich groß werden kann, jede beliebige Abbildung realisieren²⁰. Dies bedeutet, dass jede mathematische Funktion und damit auch beliebig komplizierte Wenn-Dann-Regeln durch ein Mehrschichtnetz realisiert werden können.



vorwärts
gerichtet



rückgekoppelt

Abb. 3-3: Netztopologien (HAFFNER, GEIGER & KRESSEL, 1992, 594)

In der Praxis werden Mehrschichtnetze als nichtlineare Funktions- bzw. Regelapproximatoren verwendet. Ihr Erfolg ist abhängig von der Wahl einer passenden Netzgröße, einer geeigneten Klasse von Aktivierungsfunktionen, den richtigen Verbindungsstärken zwischen den Neuronen und geeigneten Eingabemustern.

In rückgekoppelten Netzen kann jedes Neuron mit jedem beliebigen anderen Neuron verbunden sein. Jedes Neuron übermittelt seinen Aktivierungszustand an alle anderen Neuronen. Im Gegensatz zu Mehrschichtnetzen, die Abbildungen zwischen verschiedenen Zuständen (heteroassoziativ) realisieren sollen, werden rückgekoppelte Netze vor allem als Autoassoziativspeicher verwendet. Ziel ist es dabei, viele leicht unterschiedliche Aktivierungszustände in den gleichen Zustand abzubilden. Dabei kann es sich zum Beispiel um verrauschte Bilder handeln, die durch das Netz in das unverrauschte Originalbild überführt werden sollen (z.B. zur Erkennung von Gesichtern).

²⁰ S. Kapitel 3.3.4.

Das menschliche Gehirn setzt sich aus beiden Grundformen zusammen. Auch in mathematischen Modellen werden verschiedene Mischformen untersucht.

3.2 Lernen in künstlichen Neuronalen Netzen

(1) Lernen als Funktionsapproximation

Der Begriff des Lernens taucht je nach Kontext bei künstlichen Neuronalen Netzen in unterschiedlichen Sinnzusammenhängen auf. Häufig versteht man unter Lernen in künstlichen Neuronalen Netzen die Anpassung der freien Parameter des Systems an vorgegebene Beispieldaten zur Lösung einer Aufgabe in Form einer Funktionsgleichung. In diesem Fall werden dann die Netzarchitektur und die Aktivierungsfunktion für die Neuronen fest vorgegeben, als veränderbarer Parameter bleibt dann die Modifikation der Gewichtsverbindungen. Dies entspricht im Sinne Piagets dem Lernmechanismus der Assimilation, wobei sich der Organismus auf der Basis vorhandener Schemata (Erfahrungen) den neuen Bedingungen anpasst. Akkomodation oder Neulernen bedeutet in diesem Zusammenhang die Erstellung einer Netzstruktur aufgrund einer Aufgabenstellung. ZELL (1994, 84) zählt sechs Arten auf, wie ein künstliches Neuronales Netz lernen kann:

1. Entwicklung neuer Verbindungen,
2. Löschen existierender Verbindungen,
3. Modifikation des Schwellenwertes von Neuronen,
4. Modifikation der Eingangs-, Aktivierungs- oder Ausgabefunktion,
5. Entwicklung neuer Zellen,
6. Löschen von Zellen.

Die drei ersten Möglichkeiten lassen sich im Zusammenhang mit der Modifikation der Gewichtsverbindungen (exzitatorische und inhibitorische) erklären. Die Modifikation der Funktionen findet angesichts mangelnder biologischer Plausibilität nicht statt. Das Löschen und Entwickeln von Zellen wird in Kapitel 3.3.3 im Zusammenhang mit dem Multilayer-Perceptron angesprochen.

Das Rezept, nach dem man aus den Beispieldaten für den eigenen Zweck passende Gewichte ableitet, wird Lernregel genannt. Eine bekannte Lernregel wurde bereits erwähnt (Hebb-Regel), weitere folgen im Zusammenhang mit der Vorstellung einzelner künstlicher Neuronaler Netzmodelle (Kapitel 3.3 und 3.4).

(2) Präsentation der Eingabedaten: Online- und Batch-Lernen

Beim Online- oder Einschnitt-Lernen werden die Gewichte des Netzes bei jedem anliegenden Beispiel sofort verändert. Das Netz kann sich permanent an langsame Veränderungen der Umweltbedingungen anpassen. Dazu muss eine Lernregel, wie z.B. die Hebb'sche Lernregel, explizit angeben, wie die Gewichte verändert werden sollen. Die Wirkung einer solchen Lernregel kann sowohl mit Hilfe von Simulationen als auch analytisch untersucht werden. Simulationen sind leicht durchführbar, da der Algorithmus zur Veränderung der Gewichte explizit gegeben ist. Analytisch lässt sich die Dynamik der Gewichte bei hinreichend kleinen Lernschritten (d.h. großer Anzahl von Beispielen) durch Differentialgleichungen beschreiben.

Im Fall des Batch-Lernens wird das Netz anhand eines festen Satzes von Beispielen trainiert, der während der gesamten Trainingsphase ständig zur Verfügung steht. Die Gewichte werden nach Erreichen des für die Trainingsbeispiele gewünschten Zustandes nicht mehr verändert. Danach beginnt die Arbeitsphase des Netzes. Der gewünschte Zustand wird meist als Minimum einer Funktion der Gewichte definiert. Diese Funktion wird Kosten-, Energie- oder Fehlerfunktion genannt. Das „Lernkriterium“ besteht beim „offline“-Lernen in der Angabe einer zu minimierenden Funktion.

Der Vorteil solcher Lernkriterien liegt darin, dass die Optimierung der Gewichte bezüglich aller Trainingsbeispiele erfolgt. Dadurch können z.B. Korrelationen zwischen den Trainingsdaten besser berücksichtigt werden. Bei einer Simulation oder konkreten Anwendung kann ein Nachteil darin bestehen, dass die Kostenfunktion sehr schwierig zu minimieren ist, wie z.B. bei dem bekannten „Traveling Salesman-Problem“. Dies kann an einer großen Anzahl lokaler Minima oder auch an sehr geringen Kostenunterschieden liegen. Beides erschwert den Einsatz von Gradientenverfahren.

(3) Überwachte und unüberwachte Lernverfahren

Lernprobleme, bei denen die Trainingsbeispiele für das Netz zusammen mit den Eingaben auch die korrekten Ausgaben enthalten, werden als überwachte Lernprobleme („supervised learning“) bezeichnet. Dieser Fall tritt auf, wenn eine vorgegebene Abbildung zu lernen ist. Überwachtes Lernen wird weiterhin in verstärkendes und korrigierendes Lernen aufgeteilt. Bei verstärkenden Lernverfahren wird anstelle einer korrekten Sollantwort die Rückmeldung über eine Bewertung „wahr“ oder „falsch“ gegeben. Bei korrigierenden Lernverfahren wird darüber hinaus noch die Fehlergröße ermittelt.

Im Gegensatz zu überwachten Lernproblemen bestehen die Trainingsbeispiele in unüberwachten Lernproblemen („unsupervised learning“) nur aus den Eingaben, es sind keine korrekten Ausgaben gegeben. Ziel des Lernens ist es, die Struktur der Eingabedaten zu erkennen.

3.3 Ein künstliches Neuronales Netzwerk: Multilayer-Perceptron (MLP)

3.3.1 Überwachtes Lernen: Das Perceptron

Gegenstand dieses Kapitels ist ein elementarer und vielseitiger Baustein in künstlichen Neuronalen Netzen: das Perceptron. Das Perceptron-Modell, 1958 von Frank Rosenblatt entwickelt²¹, gilt als Ausgangsnetzwerk für komplexere Modelle. Es gehört zu den Feed-Forward-Netzen mit überwachtem Lernalgorithmus. Das einschichtige Perceptron ist zwar einfach zu implementieren, löst allerdings aufgrund seiner Struktur nur einfache, triviale Probleme. Die spezifischen Eigenschaften ermöglichen, nicht zuletzt wegen seiner Robustheit gegen fehlerhafte oder unvollständige Eingaben, einen Einsatz als Lern- und Speichermodell. Das klassische Modell wurde von Rosenblatt mit der menschlichen Retina veranschaulicht. Ziel war das Herbeiführen eines gewünschten Antwortverhaltens auf eine Eingabegröße, was zur Bezeichnung Musterassoziator geführt hat.

²¹ Prinzipiell ist es falsch, nur von einem Modell zu sprechen. Rosenblatt untersuchte mehrere Modelle mit ähnlichen Eigenschaften. Minsky und Papert reduzierten 1969 diese Modelle auf ihre wesentlichen Bestandteile und unterzogen sie mathematischen Analysen. Dieses reduzierte Modell dient hier als Grundlage.

3.3.1.1 Die Perceptron-Lernregel

Grundsätzlich ist ein Perceptron ein Netz mit einer Reihe von L-binären Prädikaten mit dazugehörigen reellen Gewichten und einem Ausgang (Abb. 3-4). Prädikate sind beispielsweise logische Elemente, die einfache Entscheidungen in Form einer Ja- oder Nein-Antwort zu den abgetasteten Punkten auf der Retina liefern. Sie können allerdings auch beliebig komplex sein. Von allen Prädikaten existieren gewichtete Verbindungen zu den Ausgabeneuronen, die somit als Klassifikator wirken. Dabei bestimmt die Summe der gewichteten Signale über die Aktivierungsfunktion den Zustand des Ausgabe-Neurons. Das Perceptron ähnelt damit dem biologischen Neuron, das von anderen Neuronen Signale empfängt, die jeweils durch Synapsen gestärkt oder gedämpft werden (Hebb-Regel).

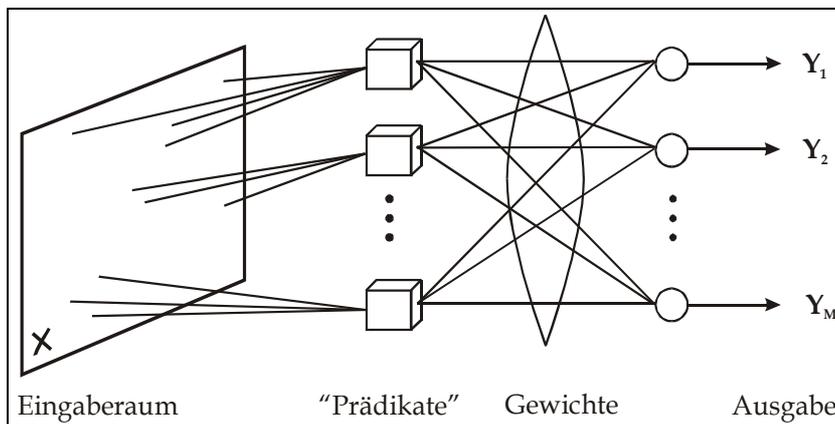


Abb. 3-4: Perceptron nach MINSKY & PAPERT (1988)

Dem Netz wird eine Menge von Datenbeispielen mit zufällig gewählten Gewichten präsentiert, die Ausgabe wird nun nach jeder Eingabe mit einem Sollwert verglichen. Bei falscher Ausgabe werden die Gewichte entsprechend einer Lernregel korrigiert.

Zunächst noch einige Vorannahmen:

Die Eingaben \vec{x}_i werden als Elemente des Eingabemusters interpretiert (z. B. Pixelwerte).

Abhängig vom Systemdesign bzw. von der Aufgabenstellung werden L „Prädikate“ $\varphi_1(\vec{x}), \dots, \varphi_L(\vec{x})$ berechnet, wobei deren exakte Berechnung hier nicht weiter relevant ist.

Die Ausgabe $\vec{y}(\vec{x})$ wird als Vektor definiert, der sich aus den berechneten Werten der Prädikate und der dazugehörigen Gewichte ergibt.

$$(3.3) \quad y_i = \sum_{j=1}^L w_{ij} \varphi_j(\vec{x})$$

Abschließend wird noch die Klasse bestimmt. Hierbei wird von allen Ausgaben y_i die größte als Klassifikator der zugehörigen Klasse von Prädikaten genommen. Etwas formaler ausgedrückt bedeutet dies: $\Phi(\vec{x}) = \arg \max_i y_i(\vec{x})$, d.h. $y_{\Phi(\vec{x})} > y_j$ für alle $j \neq \Phi(\vec{x})$. Der Klassifikator Φ bildet demnach eine L -dimensionale Eingabe auf M Klassen ab (vgl. ZELL, 1994; BISHOP, 2000).

Die Perceptron-Lernregel als iteratives Lernverfahren:

Nachdem die Prädikate, die Eingabe- und Ausgabegrößen festgelegt wurden, bleibt lediglich die Frage nach den Gewichten. Wie bestimmt man also die Gewichte w_{ij} , so dass die Ausgabe $y_i(\vec{x})$ eine Folge von „Mustern“ ($\vec{x}^\alpha, \alpha \in \mathbb{N}$) korrekt klassifiziert, d.h. wie wird jedem \vec{x}^α seine korrekte Klassifikation $\Phi^\alpha \in \{1, \dots, M\}$ zugeordnet?

- (1) Wähle ein neues Beispiel \vec{x}^α aus der Klasse Φ^α .
- (2) Falls eine korrekte Klassifikation stattgefunden hat, d. h. $y_{\Phi^\alpha}(\vec{x}^\alpha) > y_i(\vec{x}^\alpha)$ für alle $i \neq \Phi^\alpha$, dann gehe zu (1), sonst:
 - (i) es gibt ein „fälschliches Winner-Neuron“ $m \neq \Phi^\alpha$ mit $y_m(\vec{x}^\alpha) > y_i(\vec{x}^\alpha)$ für alle $i \neq m$,
 - (ii) wähle $m = \arg \max_i y_i(\vec{x}^\alpha)$ und ändere die Gewichte gemäß

$$\Delta w_{mj} = -\varphi_j(\vec{x}^\alpha), \quad j = 1, \dots, L$$

$$\Delta w_{\Phi^\alpha j} = +\varphi_j(\vec{x}^\alpha), \quad j = 1, \dots, L$$

$$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad \text{für alle } i \in \{m, \Phi^\alpha\}, j = 1, \dots, L$$
- (3) Gehe zu (1)

Nach der Perceptron-Lernregel wird also der Output des Sollantwort-Neurons verstärkt und der des „fälschlichen Winner-Neurons“ geschwächt. Dies entspricht der bereits erwähnten Hebb-Lernregel. HERTZ, KROGH & PALMER (1991) bewiesen, unter welchen Bedingungen die Lernregel gegen einen Gewichtsvektor konvergiert. Obwohl der Perceptron-Lernalgorithmus konvergiert, lässt sich dennoch die Methode, den Gewichtsvektor für ein vorgegebenes Problem zu finden, verbessern, indem man die Gewichtsänderung folgendermaßen modifiziert:

$$(3.4) \quad \Delta w_{ij} = \varepsilon (y^{\text{soll}}(\vec{x}^\alpha) - y(\vec{x}^\alpha)) \varphi(\vec{x}^\alpha)^T, \text{ mit } \varepsilon \text{ als Lernrate.}$$

Falsche Antworten des Perceptrons werden nicht nur mit Verstärkung in eine Richtung korrigiert, sondern über den Vergleich mit der gewünschten Antwort minimiert. Diese Variante der Fehlerkorrektur bezeichnet man als Delta-Regel oder auch Widrow-Hoff-Regel.

3.3.1.2 Grenzen des Perceptrons - Lineare Trennbarkeit (Separabilität)

Bereits im Kapitel 2.1.4 wurde auf die Aktivierungsfunktion als eine Entscheidungsoperation eingegangen, die aufgrund des ermittelten skalaren Wertes in Abhängigkeit von der gewählten Aktivierungsfunktion entscheidet, ob die Zelle feuert oder nicht.

In der Regel liegt eine Vielzahl von Eingabevektoren vor, die sich in unterschiedliche Klassen aufteilen können. Bei der Linearen Trennbarkeit geht es um die Frage, welcher Klassifikator die einzelnen Klassen perfekt trennt. Die Perceptron-Lernregel liefert bereits - wie oben beschrieben - ein Set an geeigneten Gewichten. Unter welchen Bedingungen lassen sich nun solche Gewichtsvektoren finden? Diese Frage beantwortet die Lineare Trennbarkeit in geometrisch anschaulicher Weise im zwei- und dreidimensionalen Raum. Bei höherdimensionalen Räumen muss man angesichts der fehlenden geometrischen Umsetzung stark abstrahieren.

Das Perceptron unterteilt den L-dimensionalen Eingaberaum durch eine (L-1)-dimensionale Hyperebene in zwei Bereiche. Diese Ebene wird durch den Gewichtsvektor \vec{w} als Normalenvektor definiert. Eingabemuster, die oberhalb der Trennebene liegen, werden durch weiße Punkte repräsentiert, unterhalb der Trennebene durch schwarze. Das Perceptron ist lediglich in der Lage, zwei Klassen

von Mustern linear zu trennen; kompliziertere Klassifikationsgrenzflächen kann es nicht realisieren.

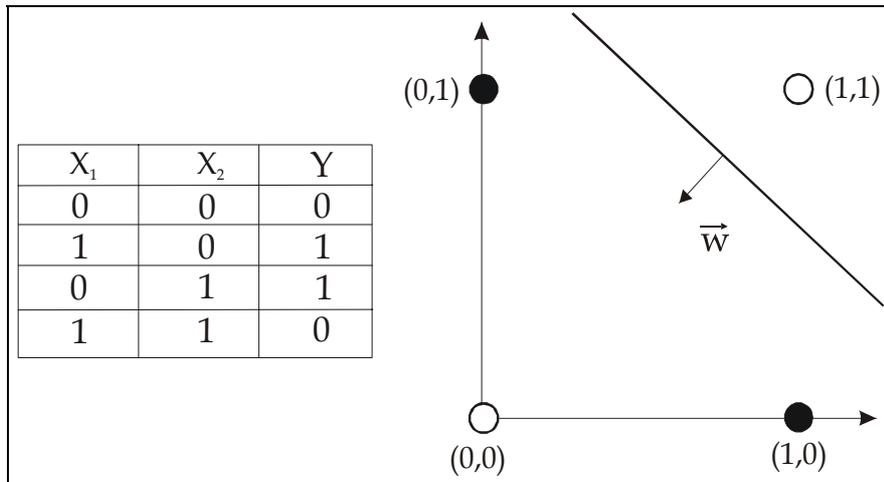


Abb. 3-5: XOR-Problem

Diese Einschränkung wurde von MINSKY & PAPERT (1988) in ihrem Buch 'Perceptrons' nachgewiesen. Die beiden Autoren zeigten für eine Reihe von Beispielen, dass das Perceptron keinerlei korrekte Abbildung liefern kann (z. B. XOR, Abb. 3-5)²². Unberücksichtigt blieb für einige Zeit, dass künstliche Neuronale Netze ebenfalls durch das Zusammenwirken vieler relativ einfacher Bausteine komplexere Probleme lösen können (z.B. Madaline-Modell).

Wie löst man nun Probleme, die dem besprochenen XOR-Problem ähnlich sind? Geometrisch gesehen führt man eine zusätzliche Dimension ein. Im Rahmen der künstlichen Neuronalen Netze wird dies durch die Hinzunahme einer weiteren Schicht („hidden layer“) erreicht. Mit der zusätzlichen Schicht taucht jedoch ein neues Problem auf. Die Perceptron-Lernregel ist nicht mehr anwendbar, da die An-

22 Ein Perceptron mit zwei reellen Eingabeeinheiten x_1 und x_2 , den Gewichten α und β , der Ausgabeeinheit y und dem Schwellenwert θ , liefert für die Aktivierung $a_u = [x_1\alpha + x_2\beta > \theta]$. Formt man die Gleichung zu

$x_1 = -\frac{\beta}{\alpha}x_2 + \frac{\theta}{\alpha}$ um, so erhält man eine Gerade in der reellen Ebene, die lediglich zwei Gebiete unter- und oberhalb dieser Geraden definiert. Für das XOR-Problem benötigt man aber zwei Geraden.

zahl der Neuronen in der verdeckten Schicht nicht bekannt ist. Die Lernregel eines Mehrschichten-Netzes ist Gegenstand des folgenden Kapitels.

3.3.2 Das Multilayer-Perceptron als Mehrschichten-Netzwerk

3.3.2.1 Architektur und funktionale Beschreibung

Mit dem Multilayer-Perceptron (MLP) gelang es RUMELHART & MCCLELLAND (1986) die Grenzen des Perceptrons zu überwinden und der Neuroinformatik neuen Aufwind zu verleihen. Das MLP gehört wie das Perceptron zu den überwachten Feed-Forward Netzen, besitzt aber zur Lösung komplexerer Problemstellungen zusätzlich eine oder mehrere verdeckte Schichten („hidden layer“) (Abb. 3-6).

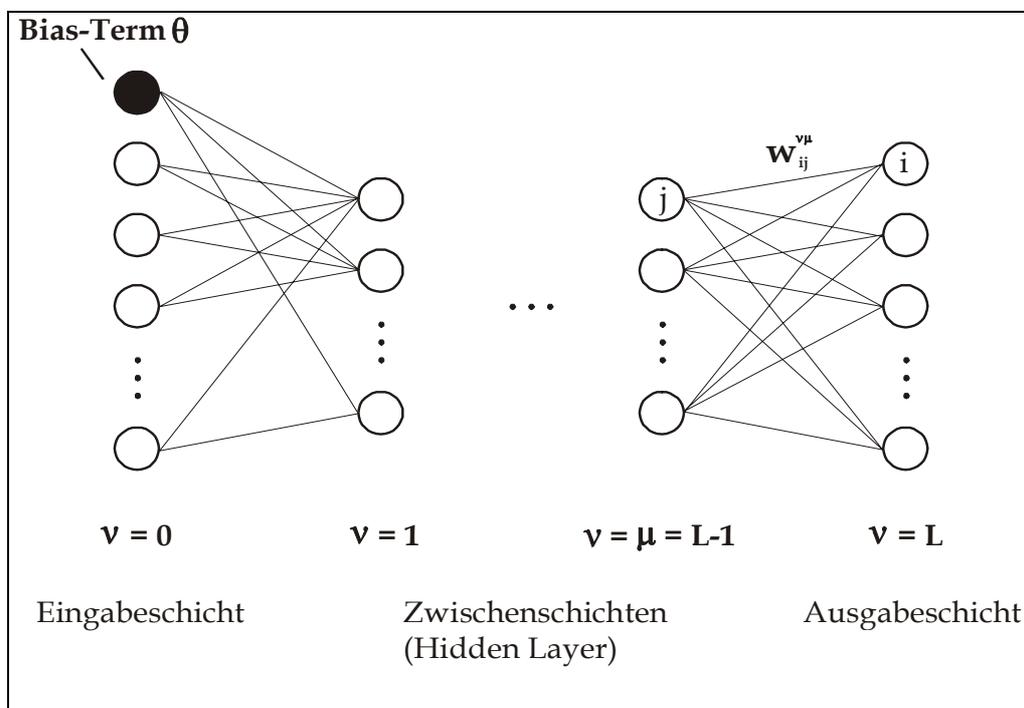


Abb. 3-6: Das Multilayer-Perceptron

Ein MLP ist durch L-adaptive Gewichtsschichten ν charakterisiert, wobei

- σ_i^ν die Aktivierungsfunktion des Neuron i in Schicht ν ,
- θ_i^ν der Bias-Term (Schwellenwert) des Neuron i in Schicht ν ,
- $A_i^{\nu,\mu}$ die Menge aller Neuronen in Schicht μ mit Verbindung zum Neuron i in Schicht ν (Zustrom),

S_i^v die Aktivität des Neurons i in Schicht v ,
 δ_i^v der Fehler des Neurons i in Schicht v und
 $w_{ij}^{v,\mu}$ die Gewichtsladung von Neuron j in Schicht μ zu Neuron i in Schicht v ist.

Daraus folgt, dass $S_i^0 = x_i^\alpha$ die Eingabe und $S_i^L = f_i(\vec{x}^\alpha, \{w\}) = y_i(\vec{x}^\alpha)$ die Ausgabe ist.

Der Bias-Term (Schwellenwert) lässt sich dabei in einfacher Weise in die Aktivitätsfunktion integrieren. Für die Aktivität von Neuron i in Schicht v ergibt sich somit

$$(3.5) \quad S_i^v = \sigma_i^v \left(\left[\sum_{\mu=0}^{v-1} \sum_{j \in A_i^{v,\mu}} w_{ij}^{v,\mu} S_j^\mu \right] + \theta_i^v \right) = \sigma_i^v \left(\sum_{\mu=0}^{v-1} \sum_{j \in A_i^{v,\mu}} w_{ij}^{v,\mu} S_j^\mu \right)$$

mit $w_{i0}^{v,\mu} = \theta_i^v$, $S_0^v = 1$ und $A_i^{v,\mu} = A_i^{v,\mu} \cup \{0\}$.

Wie im Fall des Perceptron-Algorithmus wird eine Funktion \vec{f} gesucht, die eine möglichst gute Approximation an eine vorgegebene Funktion \vec{f}^* liefert. Durch die Erweiterung der Netzstruktur muss jedoch die Lernregel zur Veränderung der Gewichte $\{w_{ij}^{v,\mu}\}$ modifiziert werden.

3.3.2.2 Die Backpropagation-Lernregel

Im Allgemeinen lässt sich die Backpropagation-Lernregel als iterative Schleife für alle Eingabemuster folgendermaßen beschreiben:

1. Dem Netz wird ein neues Eingabemuster \vec{x}^α präsentiert, das
2. vorwärts durch das Netz propagiert wird.
3. Am Ausgang kommt es zum Vergleich zwischen dem erzeugten Ausgabemuster \vec{y}_i^L und dem gewünschten Ausgabemuster $\sigma_i^L(A_i^L)$. Als Ergebnis entsteht ein Fehlervektor δ_i^L ,
4. der nun seinerseits rückwärts von der Ausgabeschicht zur Eingabeschicht propagiert wird. Dabei werden die einzelnen Fehler δ_i^v berechnet und
5. die Gewichte $\Delta w_{ij}^{v,\mu}$ aller Neuronen des Netzes geändert.

Bei der grafischen Darstellung der Fehlerfunktion eines künstlichen Neuronalen Netzes erhält man eine Fläche, die im zweidimensionalen Fall (w_1, w_2) einer Hügellandschaft ähnelt (Abb. 3-7).

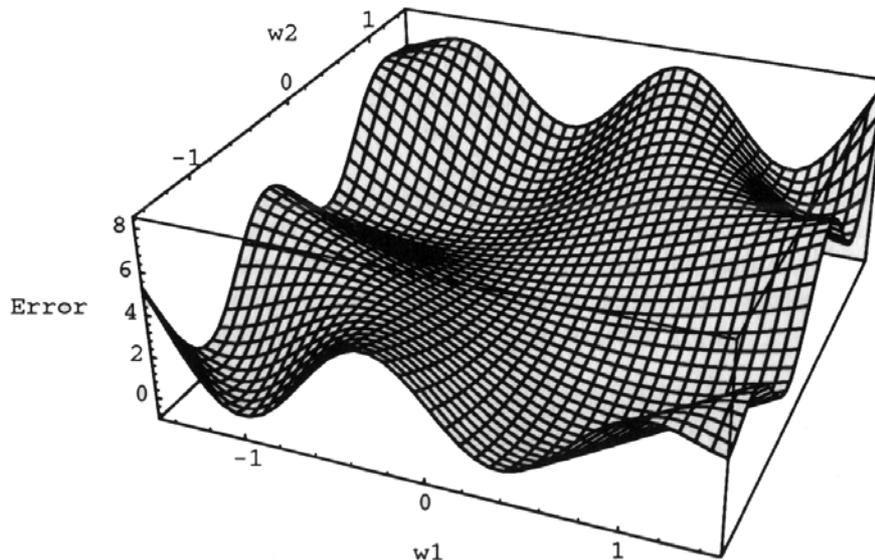


Abb. 3-7: Darstellung der Fehlerfunktion im zweidimensionalen Fall (ZELL, 1994,105)

Ziel der Backpropagation-Lernregel ist die Angabe von Gewichten (hier: w_1, w_2), die zu einem möglichst kleinen Fehler führen, was gleichbedeutend mit dem globalen Minimum der Funktion ist. Dabei verwendet man das Gradientenabstiegsverfahren, das versucht, dieses globale Minimum über den steilsten Abstieg zu ermitteln:

$$(3.6) \quad \Delta w_{ij}^{v\mu} = -\varepsilon \frac{\partial E^\alpha}{\partial w_{ij}^{v\mu}} .$$

Die Änderung $\Delta w_{ij}^{v\mu}$ der Gewichtsvektoren ist dabei proportional zum negativen Gradienten $-\varepsilon \frac{\partial E^\alpha}{\partial w_{ij}^{v\mu}}$ der Fehlerfunktion mit dem Lernfaktor ε .

Als Fehlerfunktion verwendeten RUMELHART & MCCLELLAND (1986) den mittleren quadratischen Fehler E^α zwischen erwarteter und tatsächlicher Ausgabe:

$$(3.7) \quad E^\alpha = \frac{1}{2M} \sum_{\alpha=1}^M \left(y^{\alpha} - \bar{f} \left(x^{\alpha}, \{w\} \right) \right)^2 .$$

Für die Herleitung der Backpropagation-Lernregel wird auf die Delta-Regel von Widroff-Hoff zurückgegriffen. Die Anpassung der Gewichte erfolgt nach

$$(3.8) \quad \Delta w_{ij}^{\nu\mu} = w_{ij}^{\nu\mu}(t+1) - w_{ij}^{\nu\mu}(t) = -\varepsilon \frac{\partial E^\alpha}{\partial w_{ij}^{\nu\mu}}.$$

Unter Berücksichtigung der oben beschriebenen Parameter²³ errechnet sich der lokale Fehler für die

Ausgabe-Schicht: $\delta_i^L = \sigma_i^{L'}(a_i^L)(S_i^L(x^\alpha) - y_i^\alpha)$ und für die

Zwischen-Schicht: $\delta_i^\nu = \sigma_i^{\nu'}(a_i^\nu) \sum_k w_{ki}^{\nu+1,\nu} \delta_k^{\nu+1}.$

Für die Berechnung der Gewichte an den einzelnen Schichten ergibt sich gemäß

der stochastischen Approximation $\Delta w_{ij}^{\nu\mu} = -\varepsilon \frac{\partial E^\alpha}{\partial w_{ij}^{\nu\mu}}$ für die

Ausgabeschicht: $\Delta w_{ij}^{L,L-1} = -\varepsilon S_j^{L-1} \delta_i^L$ und für die

Hidden-Layer: $\Delta w_{ij}^{\nu\mu} = -\varepsilon S_j^\mu \delta_i^\nu.$

Interessant scheint an dieser Stelle der Vergleich zwischen den Lernregeln und den Vorgehensweisen im Forschungsprozess. Die Hebb- ebenso wie die Delta-Lernregel basieren auf Beobachtungen aus der Natur, die dann in ein Gesetz zusammengefasst wurden (induktiv). Bei dem Gradientenabstiegsverfahren handelt es sich um eine deduktive Vorgehensweise, die den Schluss vom Allgemeinen auf das Besondere durch die Ableitung einer bestimmten Theorie ermöglicht.

3.3.3 Theorien zum Lernen am Multilayer-Perceptron

Nach einer eher formalen Beschreibung des MLP und der dabei verwendeten Lernregel wendet sich dieser Abschnitt nun wieder mehr der Praxis zu. Hauptanliegen des MLP ist eine möglichst gute Funktionsapproximation, die dann beispielsweise in der Sportwissenschaft zur Prognostik verwandt wird. Als Abschätzung einer Annäherung dient die ermittelte Fehlerfunktion, die nun minimiert werden soll und so-

23 Eine ausführliche Herleitung der Backpropagation-Lernregel findet sich bei ZELL (1994, 108ff.)

mit die Aussage ermöglicht, wie gut oder schlecht das System eine gestellte Aufgabe erfüllt hat.

Für alle Abläufe bleibt grundsätzlich festzuhalten, dass für die Lerngeschwindigkeit des Netzes und die Qualität der Approximation durch das Netzwerk eine sorgfältige Aufbereitung der Daten maßgeblich ist.

3.3.3.1 Lernen und Generalisieren

Die ermittelten Fehler $E_D(\vec{w})$ ²⁴ sind empirisch von der Datenmenge D abhängig. Erst im Limes unendlich vieler Daten strebt $E_D(\vec{w})$ gegen den Erwartungswert $E_\infty(\vec{w})$ ²⁵. Daraus ergibt sich das Ziel, den wahren Fehler $E_\infty(\vec{w})$ zu minimieren, was angesichts einer endlichen Anzahl an Datenbeispielen nicht möglich ist. Die Folge ist, dass anstelle der optimalen Lösung für die Gewichtswerte $\vec{w}_{opt} = \arg \min_w E_\infty(\vec{w})$ das Lernverfahren in der Regel die auf der Basis der Datenbeispiele abweichenden Netzwerkparameter $\vec{w}_{emp} = \arg \min_w E_D(\vec{w})$ findet.

Dies führt dazu, dass die langfristig zu erwartenden Fehler bei Optimierung auf die Datenmenge D größer oder gleich den bestmöglichen Fehlern sind:

$$(3.9) \quad E_\infty(\vec{w}_{emp}) \geq E_\infty(\vec{w}_{opt}).$$

Beim Training des Netzwerkes wird allerdings der minimal erzielbare Trainingsfehler gemessen, für den gilt:

$$(3.10) \quad E_D(\vec{w}_{emp}) \leq E_D(\vec{w}_{opt}).$$

Die Differenz zwischen den zu erwartenden Fehlern im Limes unendlicher Daten und den Trainingsdaten $E_\infty(\vec{w}_{emp}) - E_D(\vec{w}_{emp})$ bestimmt die Generalisierungsfähigkeit des Netzes beim Übergang auf mehr und neue Daten. $E_\infty(\vec{w}_{emp})$ wird Generalisierungsfehler genannt (Abb. 3-8, A).

²⁴ $E_D(\vec{w}) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=1}^M E(z^\alpha, w)$ mit der Datenmenge $D = \{z^\alpha\}$ und $z^\alpha = (\vec{x}^\alpha, \vec{y}^\alpha)$ ist gegeben.

²⁵ $E_\infty(\vec{w}) = \int E(z, \vec{w}) P(z) dz$ mit der Wahrscheinlichkeitsdichte $P(z)$.

Auf diesen Vorüberlegungen basierend lassen sich Zusammenhänge unter den einzelnen Größen herleiten, die Rückschlüsse auf die Netzkonfiguration zulassen. Je flexibler ein Netz ist, d. h. ein Netz mit vielen Neuronen, Schichten und Gewichten, desto kleiner ist der Minimalwert für den Trainingsfehler $E_D(\vec{w}_{emp})$. Dagegen durchläuft der wichtigere Generalisierungsfehler bei zunehmender Netzgröße ein Minimum und steigt dann wieder an. Im Minimum der Kurve des Generalisierungsfehlers ist die optimale Netzgröße erreicht (Abb. 3-8, B).

Die Abhängigkeit von der Datensatzgröße bei fester Netzarchitektur und -größe verhält sich umgekehrt (Abb. 3-8, C).

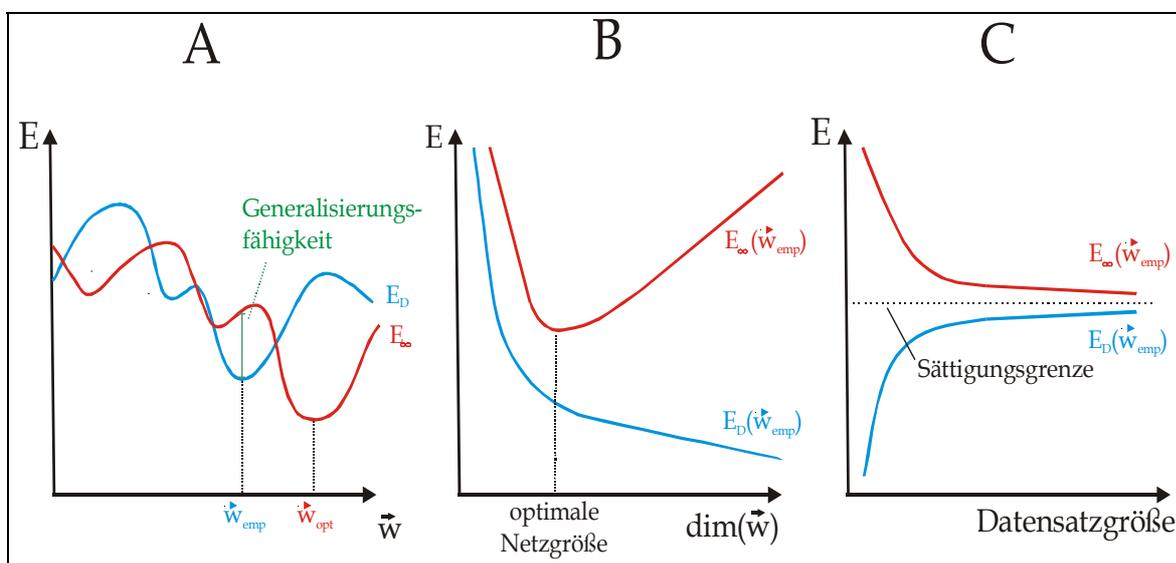


Abb. 3-8: Generalisierungsfähigkeit

Da der Generalisierungsfehler in der Regel nicht bekannt ist, versucht man ihn empirisch abzuschätzen. Dafür existieren verschiedene Verfahren, wobei sich in der Trainingswissenschaft aufgrund kleiner Datensätze die Auslassungsmethode („leave-one-out“) in Kombination mit der Validierungsmethode anbietet. Hierbei wird der vollständige Datensatz in ein Trainings- und Testdatensatz unterteilt (Validierungsmethode), wobei als Testdatensatz nur ein einziger Datensatz verwendet wird. Nacheinander wird nun jeder Datensatz als Testdatensatz verwendet und aus der Trainingsdatenmenge ausgeschlossen (Auslassungsmethode). Der zum Test und zur endgültigen Beurteilung der Netzqualität verwendete Datensatz darf in keinem

Fall in den Trainingsdaten enthalten sein. Ein gutes Trainingsergebnis eines künstlichen Neuronalen Netzes zeichnet sich dadurch aus, dass das Netz sowohl bekannte Daten mit kleinem Fehler reproduzieren als auch ihm unbekannte (nicht zum Training) verwendete Daten korrekt einordnen kann.

3.3.3.2 Optimierungsmöglichkeiten im zeitlichen Ablauf des Lernvorgangs

(1) Vor dem Lernvorgang

Die in der Trainingswissenschaft verwendete Auslassungsmethode in Verbindung mit der Validierungsmethode setzt eine Trennung des Datensatzes in einen Test- und Trainingsdatensatz voraus. Damit eine Vergleichbarkeit innerhalb der Daten gewährleistet ist, werden in einem ersten Schritt sämtliche Daten normiert. Bei einer annähernden Normalverteilung der Daten wird mit einer Z-Transformation²⁶ der Effekt vermieden, dass Signale größerer Variabilität beim Lernen bevorzugt werden.

Liegen die Daten in der korrekten Form vor, erfolgt als nächster Schritt die Vorkonfiguration des Netzes. Die Reihenfolge der Punkte spielt hier keinerlei Rolle, wichtig ist vielmehr der inhaltliche Aspekt, der über ein gutes oder schlechtes Ergebnis der Approximation entscheidet. Bei der Festlegung der Aktivierungsfunktion ist darauf zu achten, dass es sich um eine so genannte semi-lineare Funktion handelt, welche die Eigenschaften linearer Funktionen hinsichtlich der Differenzierbarkeit (überall stetig, (streng) monoton steigend) und die Eigenschaften der Schwellwertfunktionen (Wendepunkt) hinsichtlich der Separationsfähigkeit vereinigt. Damit kann weitgehend vermieden werden, dass die Aktivierungsfunktion an einem Punkt verharrt.

Die Initialisierung der Verbindungsgewichte des künstlichen Neuronalen Netzes beeinflusst wesentlich die Konvergenzgeschwindigkeit des Lernens und muss deshalb sorgfältig gewählt werden. Die Startgewichte dürfen bei der Initialisierung des Netzes nicht alle gleich groß sein, da das MLP sonst keine unterschiedlichen Gewichte in den der Ausgabeschicht vorgelagerten Schichten von Gewichten mehr

²⁶ $x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$, mit μ als Mittelwert und σ als Standardabweichung.

annehmen kann („symmetrie breaking“). Am geeignetsten ist die Verwendung zufälliger Gewichte bei der Initialisierung.

Die Festlegung der Lernstrategie (überwachtes, unüberwachtes oder stochastisches Lernen) und der Präsentationsreihenfolge hängt wesentlich von den Lernbeispielen und den darin enthaltenen Informationen ab. Bei großen Epochenlängen (> 1000 Lernbeispiele) sollte auf das Batch-Learning verzichtet werden, da es sonst zu Konvergenzproblemen kommen kann. Des Weiteren sollte bei Klassifikationsaufgaben eine zufällige Präsentationsreihenfolge gewählt werden, damit das MLP nicht die relevanten Informationen mitlernt. Hier gilt es ebenfalls, noch einmal den Wertebereich der Ausgabefunktion auf seine Erreichbarkeit zu überprüfen.

(2) Lernvorgang

Ein Problem beim Training eines MLP ist die Auswahl und Anpassung einer geeigneten Lernrate. Zum einen ist sie vom zu untersuchenden Problem abhängig, zum anderen von der verwendeten Netzarchitektur. Oft kann durch Experimentieren mit verschiedenen Werten eine deutliche Verbesserung der Netzwerkeigenschaften erzielt werden (vgl. BRAUSE, 1995).

Eine hohe Lernrate hat den Vorteil, dass das Netz durch größere Gewichtsveränderungen schneller konvergiert. Es kann jedoch vorkommen, dass das eigentliche Minimum übersprungen wird. Das Netz lernt zwar schnell, aber schlecht (Abb. 3-9, A). Um diesen Effekt zu vermeiden, existieren in der Praxis verschiedene Verfahren: Zu Beginn des Lernprozesses wählt man eine hohe Lernrate, die dann im weiteren Verlauf verringert wird. Wann und um welchen Faktor die Veränderung der Lernrate stattfindet, basiert auf Erfahrungswerten. Eine allgemein gültige Regel existiert nicht. Abhängig vom Lernkurvenverlauf birgt diese Methode das Risiko in sich, die optimale Leistung nicht zu erreichen, da die Lernrate zu stark verringert wurde (z.B. flaches Plateau, Abb. 3-9, B).

Eine andere Variante zur Anpassung der Lernrate ist die Verwendung einer kontinuierlich abklingenden Lernrate. Bei jedem Lernschritt wird die Lernrate mit einem Wert nahe bei, aber kleiner 1.0, multipliziert (Lernraten-Decay).

Während des Trainings können zwei unterschiedliche Phänomene auftreten:

1. Der Fehler der Testdatenmenge übersteigt sehr stark den der Trainingsdatenmenge. Normalerweise liegt der Test-Fehler etwas oberhalb des Trainings-Fehlers. Ursache hierfür ist das Lernen irrelevanter Details einzelner Lernbeispiele oder starke inhaltliche Abweichungen zwischen Testbeispielen und Trainingsdaten.
2. Der Fehler der Trainingsdaten nimmt ab und nähert sich einer Asymptote, während der Fehler der Testdaten ab einer bestimmten Stelle wieder zunimmt. Das Netz beginnt, die Trainingsdaten ab einem bestimmten Lernschritt „auswendig zu lernen“. Um dies zu vermeiden, muss das Training an der Stelle des Minimums der Testfehlerkurve beendet werden.

In beiden Fällen spricht man vom „Overfitting“, das durch folgende Maßnahmen vermieden werden kann:

1. Die Reduktion der Anzahl verdeckter Neuronen (Freiheitsgrade).
2. Die Verwendung eines geeigneten Trainingsdatensatzes.
3. Die Benutzung umfangreicherer Trainingsdaten.

(3) Vermeidung von Oszillation durch einen Trägheitsterm (Momentum)

Die Fehlerfunktion wurde bereits in Abbildung 3-7 als eine (multidimensionale) Fläche vorgestellt, bei der jeder Einstellung der Gewichte ein Fehler zugeordnet wird. Die Backpropagation-Lernregel bewirkt, dass die Gewichte nach einer linearen Funktion der partiellen Ableitung verändert werden und sich somit die Fehlerfläche lokal linear verhält. Die Größe der als „lokal“ betrachteten Umgebung wird durch die Lernrate ε beschrieben. Hieraus ergibt sich die Forderung nach einer möglichst kleinen Lernrate.

Allerdings bedeutet eine kleine Lernrate hohen Rechenaufwand und die Gefahr, in einem lokalen Minimum der Fehlerfläche „hängen zu bleiben“ (Abb. 3-9, C).

Dieser Widerspruch kann durch die Einführung eines Momentum-Terms gelöst werden. Die Gleichung zur Anpassung der Gewichte wird folgendermaßen modifiziert:

$$(3.11) \quad \Delta w_{ab}^{\mu\nu}(t+1) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ab}^{\mu\nu}} + \eta \Delta w_{ab}^{\mu\nu}(t)$$

η wird als Momentum bezeichnet. Die so veränderte Lernregel berücksichtigt im aktuellen Lernschritt (t) die Gewichtsänderung aus dem letzten Lernschritt ($t-1$). Der Momentum-Term glättet dabei Bewegungen im Gewichtsraum (Tiefpassfilter). Durch ihn werden oszillatorische Effekte unterdrückt und der längerfristige Trend der Gewichtsveränderung verstärkt. Die Tatsache, dass eine kleine Lernrate selbst schon oszillatorischen Tendenzen entgegenwirkt, verstärkt diesen Einfluss zusätzlich. Insgesamt kann so ein schnelleres Lernen trotz niedriger Lernrate erreicht werden.

4. Bevorzugung „einfacher“ Netzstrukturen

Künstlichen Neuronalen Netzen, die betragsmäßig kleine Gewichtswerte haben, wird die Eigenschaft einer besseren Generalisierungsfähigkeit zugeschrieben. Um diese kleinen Gewichtswerte zu erhalten, wird das Verfahren des Weight-Decay (WERBOS, 1998) angewendet. Das Weight-Decay kommt einem Strafterm gleich, der große Gewichte bestraft, weil aus ihnen häufig ungünstige Verhaltensweisen beim Lernen resultieren (ZELL, 1994). Zugleich unterstützt er das Pruning-Verfahren, bei dem kleine Gewichtswerte durch Null ersetzt werden. Bei Verwendung des Pruning-Verfahrens können diese Werte dann aus dem Netz entfernt werden (WEIGAND, HUBERMANN & RUMELHART, 1992).

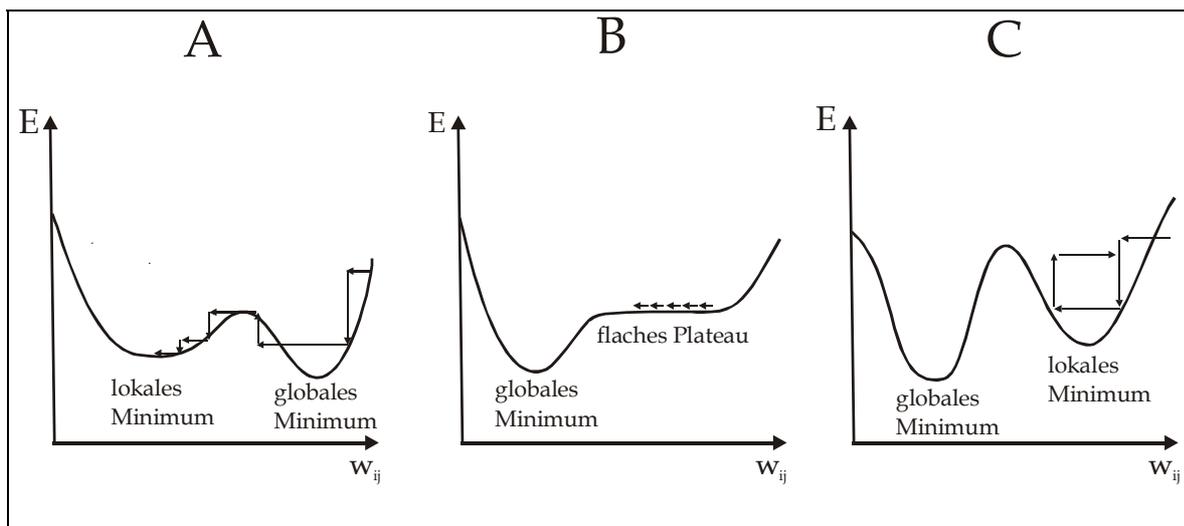


Abb. 3-9: Probleme von Gradientenverfahren (ZELL, 1994, 113)

3.3.4 Dimensionsfragen zum Multilayer-Perceptron

3.3.4.1 Anzahl erforderlicher Schichten

Der Satz von FUNAHASHI (1989, 183ff.) beweist, dass ein MLP mit einem sigmoiden Hidden-Layer und einer linearen Ausgabeschicht sämtliche vorgegebenen stetigen und abgeschlossenen Funktionen mit einer Genauigkeit ε approximieren kann. Kurz: Es genügt ein 3-lagiges MLP. Der Nachteil eines solchen 3-lagigen MLP besteht möglicherweise darin, dass in seiner inneren Schicht viele Neuronen vorkommen.

3.3.4.2 Anzahl Neuronen pro Schicht

Wie viele Neuronen sollen in den verdeckten Schichten verwendet werden? Zu wenige Neuronen führen zu schlechten Funktionsapproximationen, zu viele Neuronen hingegen haben den Nachteil, dass die erwünschte Generalisierungsleistung des künstlichen Neuronalen Netzes verschwindet. Das Netz lernt auswendig („Overfitting“). Es ist dann zwar in der Lage, die Trainingsmuster exakt zu reproduzieren, wird aber auf leicht abweichende Testdaten einen sehr großen Fehler produzieren. Die Generalisierungsleistung des Netzes wird also durch zu viele Gewichte deutlich herabgesetzt.

Im Allgemeinen wird die Netzgröße heuristisch gewählt. Dabei wird die Zahl der im künstlichen Neuronalen Netz vorhandenen Freiheitsgrade mit der Zahl der synaptischen Gewichte identifiziert und anschließend mit der Anzahl der zu trainierenden Muster in Beziehung gesetzt. Eine solche Abschätzung mag bei einer Reihe von Problemen geeignet sein, die Netzgröße ungefähr zu bestimmen, kann aber auf keinen Fall als allgemein gültige Regel angesehen werden.

Eine andere Methode zur Ermittlung einer optimalen Netzgröße ist die Verwendung von strukturadaptierenden Verfahren. Hierbei wird die Topologie des künstlichen Neuronalen Netzes während des Lernprozesses verändert, wobei es zwei grundlegende Strategien gibt:

1. Die Neuronenzahl der verdeckten Schichten wird vergrößert, d. h. man fängt mit einem kleinen Netz an und baut bei Bedarf weitere Neuronen in die jeweiligen verdeckten Schichten ein (FAHLMANN, 1989).

2. Die Anzahl der Verbindungen zwischen den Neuronen wird verkleinert. Hierzu startet man mit einem zu groß dimensionierten Netzwerk und entfernt diejenigen Verbindungen (Synapsen), die keinen signifikanten Einfluss auf die Netzfunktion zu haben scheinen („Pruning“) (REED, 1993).

Die unterschiedlichsten Implementationen beider Varianten sind sowohl in wissenschaftlichen Veröffentlichungen als auch in einer Vielzahl von Anwendungen zu finden (vgl. ZELL, 1994; BRAUSE, 1995; BISHOP, 2000).

3.3.4.3 Größe des erforderlichen Trainingskorpus

Weiterhin ist das Verhältnis der Anzahl von Lernbeispielen sowie der Anzahl der Gewichte im Netz von Bedeutung: Größere Netze erfordern eine größere Zahl an Lernbeispielen. Als Daumenregel für die Wahl einer geeigneten Trainingsdatensmenge kann folgendermaßen vorgegangen werden: Man berechnet zunächst die

Anzahl der Gewichte im Netz: $\sum_{i=1}^{N-1} (n_i n_{i+1})$. Dabei ist N die Anzahl Schichten, n_i die

Anzahl Neuronen in Schicht i . Die minimale Anzahl Trainingsbeispiele ergibt sich, wenn man die so berechnete Anzahl der Gewichte verdoppelt. Besser ist es jedoch, die vierfache Anzahl an Trainingsbeispielen zur Verfügung zu haben.

3.4 Selbstorganisierende Karte nach Kohonen

Der zentrale Baustein der vorangegangenen künstlichen Neuronalen Netzwerkmodelle war das Skalarprodukt aus den Eingangssignalen \vec{x} und den Gewichtswerten \vec{w}_i , welches zu einer Unterteilung des Eingaberaums führte (*skalarproduktbasiert*).

Die Lösung von Lernaufgaben war somit möglich. Das nachfolgende Modell der Selbstorganisierenden Karte (KOHONEN, 1995) berücksichtigt beim Lernen die räumliche Anordnung der Neuronen über ihre Abstände. Im Gegensatz zu dem MLP und dem Perceptron, bei denen die Verbindungen zwischen den Neuronen und die dazugehörigen Gewichte die entscheidende Rolle spielen, ist bei der

Selbstorganisierende Karte die Lage des Neurons innerhalb des Netzes relevant (*distanzbasiert*).

Diese Vorgehensweise basiert auf Erkenntnissen des menschlichen Gehirns, wonach benachbarte Neuronen bzw. Regionen häufig ähnliche Aufgaben erfüllen. So kann in der Gehirnrinde, und hier besonders in den sensorischen Bereichen, aber auch in den Bereichen der Motorik nachgewiesen werden, dass entlang einer Richtung auf der Neuronenschicht eine (einigermaßen) stetige Abbildung des verarbeiteten Merkmals auf die verarbeitenden Neuronen existiert. Da diese Abbildungen topologieerhaltend sind und auf wenige Raumdimensionen (1 bis 3) projizieren, werden sie oft als Karten bezeichnet.

Bei der „Self Organizing Feature Map“ von KOHONEN (1995) soll die Verschaltung der Neuronen so angelegt werden, dass sich im Lernprozess die räumliche Verteilung ihres Ansprechverhaltens über die Schicht optimiert. Ziel der Optimierung ist die Abbildung von Signalähnlichkeit in Lagenachbarschaft erregter Neuronen, d. h. benachbarte Neuronen sollen von ähnlichen Signalen aktiviert werden. Dabei treten zwei Charakteristiken auf: Eng benachbarte Neuronen werden beim Lernen stärker erregt als entfernter benachbarte (kurzreichweitige laterale Erregung) und mit zunehmender Entfernung vom Erregungszentrum findet eine laterale Hemmung statt, die für große Entfernungen gegen Null geht. Wenn die Signale hohe Dimensionalität haben und die Nachbarschaftstopologie nur zwei- oder gar eindimensional ist (Karte A), erbringt diese topologieerhaltende Abbildung eine starke Dimensionsreduktion der Eingabedaten (V). Im Vergleich zu dem MLP werden diese Modelle nicht durch vorgegebene Eingabe-Ausgabe-Paare trainiert (*überwacht lernendes Netzmodell*). Die „Self Organizing Feature Map“ von KOHONEN gehört demnach zu den *unüberwacht lernenden Netzmodellen*, die in der Lage sind, eine Menge von Eingabemustern selbständig in Klassen zu unterteilen.

Mathematische Formulierung:

Durch eine in der Regel zweidimensionale Neuronenschicht laufen Eingangsnervenfaser, die ein Signal $\vec{x} \in \mathbb{R}^L$ an die Neuronen heranleiten. Jedem Neuron $\vec{r} \in A$ ist ein Referenzvektor v zugeordnet, dessen Komponenten aus den Gewichten der

Verbindungen zu den Eingabesignalen bestehen ($\vec{w}_r \in \mathbb{R}^L$). Der Referenzvektor repräsentiert demnach die Position des Neurons im L -dimensionalen Eingaberaum V . Durch die Anregung der Neuronen entsteht ein Erregungszentrum \vec{s} , in dem die Erregung maximal ist und von dort in alle Richtungen auf Null abfällt. Der Ort des Erregungszentrums hängt nur von der Eingabe \vec{x} ab und variiert mit ihr (Abb. 3-10).

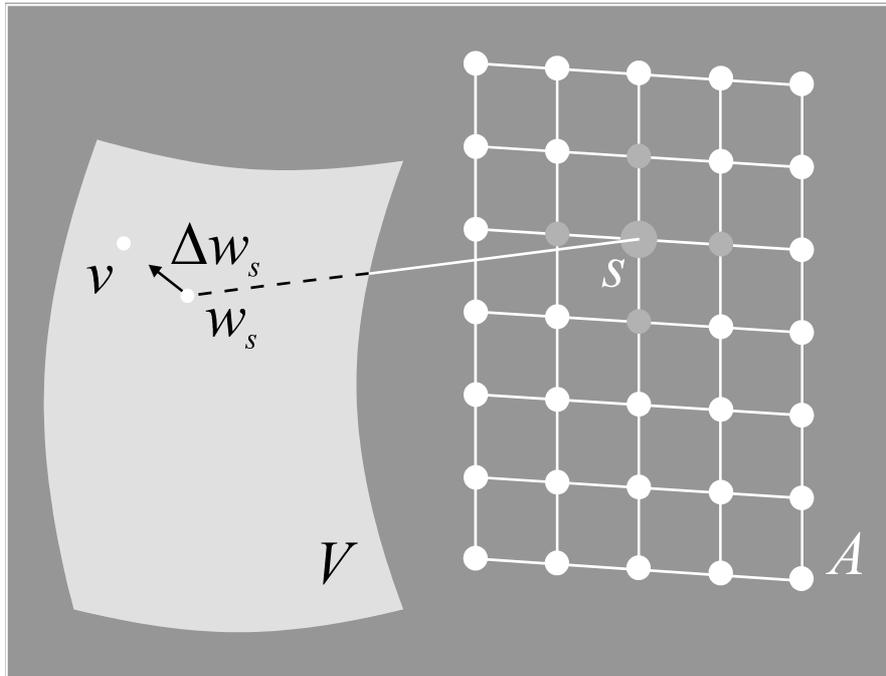


Abb. 3-10 Kohonen-Netzwerk (RITTER, MARTINETZ & SCHULTEN, 1990, 59)

Daher wird das Erregungszentrum \vec{s} des am stärksten gereizten Neurons allein aufgrund der externen Signale durch $\vec{s} = \arg \max_r (\vec{w}_r \cdot \vec{x})$ bestimmt.

Mit der Nebenbedingung, dass die Norm der Gewichtsvektoren $\|\vec{w}_r\|$ für alle Neuronen gleich ist, ist diese Bedingung äquivalent zu $\vec{s} = \arg \min_r \|\vec{x} - \vec{w}_r\|$.

Mit anderen Worten, das Neuron, dessen Gewichtsvektor dem Eingabemuster am nächsten ist, wird am stärksten erregt und bildet das Erregungszentrum („Winner-Neuron“).

In der mathematischen Formulierung der lateralen Hemmung werden benachbarte Neuronen in Abhängigkeit vom Erregungszentrum \vec{s} durch eine Funktion $h_{r,s}$, die

monoton mit dem Abstand der Neuronenorte \vec{r} und \vec{s} abnimmt, beschrieben. Die Synapsenstärken \vec{w}_r werden um $\Delta\vec{w}_r = \varepsilon h_{r,s}(\vec{x}) (\vec{x} - \vec{w}_r)$ verändert.

Dabei entspricht der Term $\varepsilon h_{r,s}(\vec{x})$ der so genannten Delta-Lernregel (Ableitung des quadrierten Fehlers bzw. Abstandes) und der Term \vec{w}_r einem dem Erregungspotenzial proportionalen Abklingterm. Der Wert ε ($0 < \varepsilon < 1$) bestimmt die Größe des einzelnen Lernschrittes (Lernrate).

Da die genaue Form der Erregungsfunktion $h_{r,s}$ nur durch Lösen der allgemeinen Erregungsgleichung zu erhalten wäre, wird eine qualitative Annäherung über die Gauß-Funktion vorgenommen:

$$(3.12) \quad h_{r,s} = \exp\left(-\frac{(\vec{r} - \vec{s})^2}{2\sigma^2}\right).$$

Dabei ist σ der Radius dieser Glocke, der bestimmt, in welchem Abstand um das Erregungszentrum \vec{s} ein Eingangsreiz zu signifikanten Veränderungen der „Karte“ führt (Lernradius).

In der Regel ist es vorteilhaft, wenn sich zuerst die Grobstruktur der Karte bilden kann und im Laufe des Lernens sich dann immer feinere Details auf der Karte herausbilden. Dies wird dadurch erreicht, dass σ nicht fest gewählt wird, sondern als langsam mit der Zahl der Lernschritte t sinkende Funktion $\sigma(t)$. Am Anfang wird σ so groß gewählt, dass ein Großteil der Neuronen im Erregungsbereich mit Radius σ liegen. Dadurch bewegen sich alle Gewichtsvektoren gemeinsam in den Bereich der Lernbeispiele. Durch Verringern von σ werden nach und nach die Gewichtsvektoren immer lokaler angepasst, bis schließlich am Ende σ so klein geworden ist, dass nur noch der „Winner“ angepasst wird.

Neben dem Netzwerktyp (skalarproduktbasiert, distanzbasiert) und dem Lernverfahren (überwacht, unüberwacht) zeichnet sich bei der Aktivierungsregion der dritte Unterschied zwischen der Kohonen-Karte und dem MLP ab: Während bei Letzterem die Aktivierung fast aus dem gesamten Eingaberaum erfolgt, berücksichtigt die Kohonen-Karte dazu Signale aus einer begrenzten Region um den Referenzvektor.

Der Trainingsalgorithmus läuft wie folgt ab:

1. Die Komponenten der Gewichtsvektoren \vec{w}_i werden zufällig gewählt.
2. Es wird zufällig ein Datenbeispiel \vec{x}^α gewählt.
3. Das „Winner“-Neuron wird so bestimmt, dass $\|\vec{x}^\alpha - \vec{w}_s\| < \|\vec{x}^\alpha - \vec{w}_r\|$ für alle $r \neq s$ ist.
4. Adaption der Gewichtsvektoren für alle topologischen Nachbarn nach $\Delta\vec{w}_r = \varepsilon \cdot h_{r,\bar{s}(\vec{x})} \cdot (\vec{x} - \vec{w}_r)$ mit Verringerung von ε und σ .

4. Einsatzgebiete Neuronaler Netzwerke in der trainingswissenschaftlichen Diagnostik

Ziel dieses Kapitels ist die Verbindung der trainingswissenschaftlichen Diagnostik mit der Theorie der Neuronalen Netze durch Untersuchungen aus dem Schwimmsport.

Die im zweiten Kapitel aufgeführten Diagnostiken lassen sich sowohl zeitlich als auch inhaltlich differenzieren. Für dieses Kapitel ist die zeitliche Dimension maßgeblich, was zu einer status- sowie prozessdiagnostischen Betrachtungsweise führt. Fragen zur Talentauswahl werden gesondert behandelt.

4.1 Statusdiagnostik

Eine Statusdiagnostik geht im Wesentlichen einer Fragestellung nach: Wie ist der aktuelle Stand der Leistungsfähigkeit? Je nach Teilbereich der Diagnostik sind damit verschiedene Zielstellungen verbunden. Im Trainingsprozess sowie bei der interindividuellen Leistungskontrolle ist die Kennzeichnung von Stärken und Schwächen Grundlage für die Festlegung zukünftiger Leistungsparameter, während im Wettkampf durch die Auswechslung von Spielern, einer veränderten Angriffstaktik oder durch Materialwechsel unmittelbar Einfluss auf den Wettkampfprozess genommen wird.

(1) Anforderungsprofil und leistungsrelevante Merkmale

Entscheidungen im Sport basieren auf dem Wissen über Strukturen, Wirkzusammenhänge und Kompensationsmöglichkeiten. Ein Basketballtrainer greift auf die taktische Maßnahme einer kurzen Spielunterbrechung („Auszeit“) zurück, um den Spielablauf zu Gunsten seiner Mannschaft zu verändern. In kurzer Zeit muss er dabei einen hohen Grad an Informationsverarbeitung leisten. Welche Einflussgrößen entscheiden über Sieg oder Niederlage? Würde er sämtliche Informationen des Spielprozesses in seine Entscheidungsfindung einbeziehen, wäre er heillos überfordert; ihn interessieren nur die leistungsrelevanten Wirkfaktoren. Neben Erfahrungswerten ist die zweite Säule sein über Jahre hinweg angesammeltes sport-

artspezifisches Wissen, das sich über Struktur- und Belastungsanalysen zunehmend verfeinert hat²⁷. In beiden Analysen wird eine Informationsreduktion durch die Klassifikation leistungsrelevanter Merkmale vollzogen, da angesichts der hohen Komplexität sportlicher Prozesse nicht alle Merkmale verwendet werden können.

In der Diagnostik sprechen mehrere Gründe für eine Differenzierung nach Sportarten: So gibt es Sportarten, in denen vorwiegend genetische Faktoren eine leistungsdeterminierende Rolle spielen, in anderen sind es beispielsweise die sozialen Einflussfaktoren²⁸. Zudem unterscheiden sich Mannschafts- von Individualsportarten, denn der Erfolg der Mannschaft lässt noch keine detaillierten Aussagen über die Spielstärke einzelner Spieler zu. Selbst innerhalb einer Sportart ist oft eine Trennung nach Disziplinen erforderlich; das Anforderungsprofil eines leichtathletischen Sprinters unterscheidet sich grundsätzlich von dem eines Marathonläufers. Einige der Schwierigkeiten im Zusammenhang mit Anforderungsprofilen lassen sich in der Tabelle im Anhang A ablesen. Die von den einzelnen Autoren erhobenen Merkmale sollen den aktuellen Leistungsstand der Athleten im Sinne einer interindividuellen Leistungskontrolle überprüfen. Die Leistungsfähigkeitsdiagnostiken implizieren, dass sich die sportliche Finalleistung durch unterschiedliche Merkmalskomplexe entsprechend der Alterskategorie adäquat abbilden lässt. Dabei spielen körperlich-energetische Leistungsvoraussetzungen, psychische Fähigkeiten ebenso wie soziale Bedingungen und Umweltbedingungen eine Rolle. Aus diesem Pool an Merkmalen wurden von den Autoren schwerpunktmäßig die körperlich-energetischen Leistungsvoraussetzungen überprüft. Eine Rechtfertigung, warum gerade diese Merkmale als Basisqualifikationen ausgewählt wurden, findet sich nicht. Im Wesentlichen folgen die Autoren den in der ehemaligen DDR gewonnenen Erkenntnissen (vgl. KUPPER, 1976). Übereinstimmung herrscht in der entwicklungsbedingten Anpassung der Merkmalskombinationen an das jeweilige Alter.

²⁷ Aufgabe der Strukturanalyse ist dabei die Zerlegung der Sportart in ihre wesentlichen Komponenten und Einflussfaktoren (vgl. SINGER, 1981; HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002). Die Belastungsanalyse ermittelt die Struktur der Wettkampfbelastung.

²⁸ Im Basketball hat sich die Körpergröße als leistungsdeterminierender Faktor herausgestellt, beim Ringen oder Fechten wurde durch die Schaffung von Leistungszentren in Schifferstadt und Tauberbischofsheim ein optimales soziales Umfeld geschaffen, in dem Hochleistungssport betrieben werden kann.

KUPPER (1980; 1984) wies bereits bei der Erstellung der Normtabellen darauf hin, dass diese jährlich einer Revision unterzogen werden müssen, da sich die Leistungen in den frühen Entwicklungsphasen durchschnittlich stetig verbessern. Der Anteil der Leistung, der sich aus dem Zusammenspiel der einzelnen Komponenten ergibt, kann dabei nicht quantifiziert werden, da die Variabilität innerhalb der Basisqualifikationen zu groß ist. Unbeantwortet bleibt auch die Frage nach den Kompensationsmöglichkeiten, die mit steigendem Leistungsniveau zunehmen (LETZELTER, 1981). Leistungen können auf verschiedene Weise zustande kommen und selbst „bei leistungsstarken Sportlern kann man nicht ohne weiteres davon ausgehen, dass sie bereits über einen optimalen Ausprägungsgrad der leistungsbestimmenden Merkmale verfügen“ (SINGER, 1981, 15). Neuronale Netze berücksichtigen die Kompensationsmöglichkeiten und gegenseitigen Abhängigkeiten. Im Idealfall steht am Ende eines Untersuchungsprozesses das Anforderungsprofil einer Sportart oder Disziplin, das die leistungsrelevanten Merkmale ausweist und somit als Grundlage für Entscheidungen gelten kann.

(2) Normen

Den zuvor erwähnten unmittelbaren Zeitdruck eines Basketballtrainers bei der Entscheidungsfindung während der Auszeit verspüren Trainer bei der Festlegung zukünftiger Trainingsparameter nicht. Es entbindet sie aber keineswegs vom Wissen über Struktur- und Belastungszusammenhänge in der jeweiligen Sportart. Für eine statusdiagnostische Trainingsanalyse und eine interindividuelle Leistungskontrolle ist die Einschätzung der erbrachten Leistung im Zusammenhang mit früheren Werten oder Vergleichswerten, so genannten Normen, eine zentrale Anforderung. Hinter einer Norm verbirgt sich ein komplexes Geflecht aus Abhängigkeiten, Wechselwirkungen und Kompensationsmöglichkeiten. Von den in der Trainingswissenschaft vereinbarten Typen spielen anschließend nur die statistische und die funktionale Norm eine Rolle.

Statistische Normen gelten für Gruppen und bilden den Gruppentrend ab. Insofern kommen sie bei der interindividuellen Leistungskontrolle als Gruppenanalyse zum Tragen. Im Gegensatz dazu sind funktionale Normen auf den Einzelnen bezogen

und aus der Notwendigkeit heraus entstanden, dass sich Spitzenathleten häufig statistisch nicht normkonform verhalten. Funktionale Normen sind demnach jene Vorgaben, bei denen der Athlet die besten Resultate erzielt und das Ergebnis einer Einzelfallanalyse.

Grundsätzlich sind Normen abhängig vom Untersuchungszeitpunkt und führen damit zu unterschiedlichen Bewertungen der Leistungsfähigkeit des Athleten. So sind Leistungen, die während der Vorbereitungsperiode erbracht wurden, sicherlich anders zu bewerten als identische Leistungen während des Saisonhöhepunkts. Nur anhand von Vergleichswerten lassen sich Leistungen qualitativ beurteilen. Hierfür kommen sowohl statistische Standardverfahren als auch Neuronale Netzwerke in Frage. Im Fall von funktionalen Normen sind dafür mehrere Datensätze eines Athleten notwendig, um das aktuelle Ergebnis leistungsgerecht beurteilen zu können. Das Neuronale Netzwerk spezifiziert dann diejenigen Prädiktorvariablen, bei denen der Athlet die besten Leistungen erbringt (Kapitel 4.2.1). Anders verhält es sich bei dem Vergleich mit einer repräsentativen Gruppe. Dort werden durch den Vergleich der individuellen mit den durchschnittlichen gruppenbezogenen Merkmalausprägungen nicht nur die Stärken und Schwächen des Athleten aufgedeckt, sondern auch eine Reihenfolge der Athleten festgelegt. Am Ergebnis lässt sich dann ablesen, welche Voraussetzungen für welchen Rangplatz notwendig sind.

(3) Altersspezifische Leistungsrelevanz

Das Problem der Auswahl geeigneter Merkmale (Prädiktoren) wirft noch eine andere Frage auf, die mit dem Begriff der altersspezifischen Leistungsrelevanz verbunden ist: Welche Merkmale sind für welche Entwicklungsabschnitte leistungsrelevant? Innerhalb der Statusdiagnostik beschränken sich die Untersuchungszeiträume auf einige wenige Wochen, bei der Prozessdiagnostik dehnt sich der Untersuchungszeitraum über Monate aus. In beiden Fällen ist es hilfreich zu wissen, welche Prädiktoren zu welchem Zeitpunkt maßgeblich an der Leistungserbringung beteiligt sind. Diese als „sensitiven Phasen“ bezeichneten Bereiche sind jedoch in der Sportwissenschaft nicht unumstritten (vgl. JOCH & HASENBERG, 1991; WILLIMCZIK, MEYERABEND, POLLMANN & RECKEWEG, 1999). Bei der Zuteilung leistungsrelevanter

Merkmale zu Altersklassen stößt man im Nachwuchsbereich auf die Problematik der unterschiedlichen Entwicklungsgeschwindigkeiten. So fanden lange Zeit individuelle Entwicklungsbesonderheiten von Kindern und Jugendlichen keine Beachtung. Erst mit der Erweiterung personenbezogener Daten um das biologische Alter sowie das Trainingsalter kam es zu einer Objektivierung innerhalb der altersklassendifferenzierten Normvorgaben²⁹. Ebenso sollten während der Entwicklungsphase eines Athleten nicht zu lange Untersuchungszeiträume gewählt werden, ansonsten muss der durch die Entwicklung bedingte Leistungsanteil auspartialisiert werden. Als zweckmäßig hat sich hierbei eine Orientierung an den in einer Sportart vorgegebenen Trainingsabschnitten erwiesen. Im Schwimmsport sind dies die Abschnitte Grundlagentraining, Aufbautraining, Anschlussstraining und Hochleistungstraining (vgl. SCHRAMM, 1987; RUDOLPH, 1995). Eine solche Unterteilung spiegelt die biologische Realität wider, in der während der Pubertät stark beschleunigte körperliche und geistige Entwicklungsprozesse stattfinden.

(4) Stichprobengröße

Ein grundsätzliches Problem der trainingswissenschaftlichen Forschung ist das der Stichprobengröße. Hat man im Nachwuchsbereich häufig noch eine ausreichend große Stichprobe, so stellt sich die Situation im Hochleistungssport anders dar.

„Je nach gewähltem Leistungskriterium und je nach Sportart kann es schwierig bzw. sogar unmöglich sein, eine solche Zahl an Athleten, die das Kriterium erreicht haben, zu finden und zu untersuchen, dass die verschiedenen statistischen Verfahren, v. a. die multivariaten Verfahren überhaupt anwendbar sind. Außerdem wächst mit kleiner werdender Stichprobe die Gefahr, dass zufällige stichprobenspezifische Gruppenunterschiede auftreten, und von daher wären entsprechende Kreuzvalidierungen in diesem Zusammenhang besonders wichtig, d.h., dass die gefundenen Gruppenunterschiede an anderen Gruppen erneut überprüft werden“ (SINGER, 1981,22).

Das Problem der Stichprobengröße ist unabhängig von der Wahl des Verfahrens. Es gilt gleichermaßen für lineare als auch für nichtlineare Untersuchungen. Dies gilt nicht für die Kreuzvalidierung, da Neuronale Netze diese bereits in ihrer Methodik verankert haben.

²⁹ Mit der Rudolph-Tabelle (RUDOLPH, 2002b) existiert im Schwimmsport ein Punktesystem, um Leistungen altersgerecht einzuordnen, wobei die jeweils zehn besten Ergebnisse in der jeweiligen Altersklasse als Grundlage herangezogen werden.

Für die Statusdiagnostik ist die Frage, ob eine Analyse linear oder nichtlinear geschieht, zunächst von untergeordneter Bedeutung. Um den aktuellen Leistungsstand zu überprüfen, müssen die leistungsrelevanten Merkmale die Realität möglichst exakt abbilden, was sich letztlich in der sportlichen Realität widerspiegelt. Für nichtlineare Methoden spricht, dass sie die unterschiedliche Verlaufscharakteristik und Kompensierbarkeit der zugrunde gelegten Merkmale (Prädiktoren) berücksichtigen. Von den beiden Alternativen „statistische lineare Analyse“ oder „Analyse mittels Neuronaler Netze“ wird nun letztere für eine statusdiagnostische Analyse angewandt.

4.1.1 Interindividuelle Leistungskontrolle im Deutschen Schwimm-Verband

Der Deutsche Schwimm-Verband (DSV) führt jährlich im Frühjahr und Herbst eine Maßnahme für junge Nachwuchstalente im Schwimmen durch, um das aktuelle Leistungsniveau seiner Nachwuchsathleten zu überprüfen. An die Untersuchung sind keinerlei Auswahlentscheidungen geknüpft. Die Einladung erfolgt aufgrund der erbrachten Leistungen bei den Deutschen Jahrgangsmesterschaften, die einmal jährlich - in der Jahresmitte - auf der 50-m Bahn stattfinden.

Die nachfolgende Analyse überprüfte, abweichend vom Anliegen des DSV, die Relevanz der eingesetzten Prädiktoren für das Anforderungsprofil an jugendliche Schwimmsportler. Dazu wurde in einem ersten Schritt eine Klassifizierung der Schwimmerinnen nach dem finalen Leistungsvermögen über die im weiteren Karriereverlauf erreichte höchste Kaderzugehörigkeit ermittelt. Die Informationen stammen aus den Kaderlisten des DSV zwischen 1992 und 2001³⁰. In einem zweiten Schritt erfolgten retrospektive Prognosen der Schwimmleistung zwei und drei Jahre nach dem Testjahr. Bezogen auf das Alter der Schwimmerinnen zum Testzeitpunkt (13 Jahre) sind dies die Jahre, in denen die Jugend-Europameisterschaften stattfinden - der für diese Altersklasse bedeutendste Wettkampf.

³⁰ Die Kaderlisten finden sich im Fachorgan des DSV „Swim&More“ sowie dessen Vorgänger „Schwimm-gazin“.

(1) Untersuchungsmethodik

Untersuchungsstichprobe

Bei der Stichprobe handelt es sich um 133 Mädchen, die im Alter von 13 Jahren im Herbst zwischen 1992 und 2001 vom DSV untersucht wurden (Tab. 4-1).

Teilnehmerinnen						Tests	Untersuchungs- jahr	Jahr gang	Anzahl
Schwimmart	D	R	B	K	L				
n=133	15	19	22	68	9	1. 4x50 L, S. a. 10'	1992	1979	4
						2. 4x100 Arme, P10"	1993	1980	17
						3. 4x50 Arme, S. a. 2'	1994	1981	15
						4. 4x100 Beine, P10"	1995	1982	16
Kader	A/B	C	C/D	Rest		5. 4x50 Beine, S. a. 2'	1996	1983	14
n=133	13	45	27	48		6. 8x400 K, P30"	1997	1984	13
						1998	1985	15	
						1999	1986	7	
						2000	1987	14	
						2001	1988	18	

(D = Delfinschwimmen, R = Rückenschwimmen, B = Brustschwimmen, K = Kraulschwimmen, L = Lagerschwimmen, S. a. = Start alle, P = Pause)

Tab. 4-1: Testbatterie des DSV zur Ermittlung der aktuellen Leistungsfähigkeit von 13-jährigen Mädchen

Messinstrumente und Datenerhebung

Die Testbatterie umfasst sechs Einzeltests, die die Fähigkeiten im Ausdauer- und Sprintbereich sowie in der Arm- und Beinbewegung abprüfen. Es wird jeweils ein Test pro Tag (nachmittags) in einer fest vorgegebenen Reihenfolge im Rahmen eines standardisierten Programms absolviert. Die Maßnahme findet immer in einer 50m-Schwimmhalle unter Leitung des Bundestrainers statt. Die Abgangszeiten und Pausen sind normiert, ebenso das Startverhalten (mit oder ohne Startsprung). Zusätzlich zu der Überprüfung der konditionellen schwimmerischen Fähigkeiten füllt der Athlet einen Motivationsfragebogen mit 32 Fragen aus, der allerdings nicht statistisch analysiert, sondern nur in Form eines Einzelgesprächs besprochen wird. Bei der Ermittlung der Kaderzugehörigkeit wurde die jeweils höchste Qualifikation berücksichtigt, wobei Teilnehmer des A-Kaders an internationalen Wettkämpfen

wie Welt- und Europameisterschaften sowie Olympischen Spielen teilnehmen. Aufgrund der geringen Anzahl an Mitgliedern des A- und B-Kaders wurden in der vorliegenden Untersuchung die beiden Kader zusammengelegt. Im Datensatz des C-Kaders finden sich die weiteren Unterteilungen C1 und C2 wieder; aus dem C-Kader rekrutieren sich die Athleten für die Jugend-Europameisterschaften. Der C/D-Kader bildet den Übergang vom Landes- zum Bundeskader.

Datenauswertung

Die Klassifizierung nach Kaderzugehörigkeit erfolgte durch ein Multilayer-Perceptron sowie der Kohonen-Karte. Dabei wurde der gesamte Datensatz in einen Datensatz zum Trainieren³¹ des Netzes (Trainingsdatensatz) und einen zum Testen des Netzes, d. h. zur Validierung des Netzes (Testdatensatz) aufgeteilt. Ein einzelner Datensatz ist entweder im Trainingsdatensatz oder im Testdatensatz, aber niemals in beiden gleichzeitig vorhanden. Bei der Aufteilung des Datensatzes musste darauf geachtet werden, dass für jede Klasse in etwa gleich viele Beispiele vorhanden sind, da das Neuronale Netzwerk sonst eine Klasse stärker repräsentiert.

(a) Multilayer-Perceptron

Für die Analyse kamen unterschiedliche Architekturen des Multilayer-Perceptrons zum Einsatz. Die Festlegung der Neuronenanzahl für die Eingabe- und die Ausgabeschicht orientierte sich sehr stark an der Aufgabenstellung. Da es sich um eine Klassifizierung nach Kadern handelte, war die Neuronenanzahl für die Ausgabeschicht auf vier (A/B-, C-, C/D-Kader sowie „keine Kaderzugehörigkeit“) festgelegt. Im Fall der Prognose enthielt die Ausgabeschicht nur ein Neuron zur Berechnung der zukünftigen Wettkampfleistung. Bei der Festlegung der Neuronenanzahl für die Eingabeschicht spielten inhaltliche Kriterien eine Rolle. Es schieden diejenigen Merkmale aus, die hoch miteinander korrelierten und solche, bei denen durch die Ausführung in unterschiedlichen Schwimmmarten nicht die für ein Neuronales Netz-

³¹ Das Wort Training wird in dieser Arbeit im Zusammenhang mit Sportlern als auch mit künstlichen Neuronalen Netzwerken verwendet.

werk notwendige Anzahl an Datensätzen erreicht werden konnte (hier: Armbewegungs- und Beinbewegungstests). Letztlich wurden die 50-m Tests in den einzelnen Schwimmmarten sowie der Ausdauerstest (8x400-m) für die Eingabeschicht herangezogen. Für die Ermittlung der Neuronenanzahl der ersten verdeckten Schicht existierten zwar Empfehlungen (vgl. JANSEN, 1995), sie sind jedoch von der Anzahl an Lernbeispielen abhängig (s. Kapitel 3.3.4.3). Insofern variierte die Neuronenanzahl der verdeckten Schicht ebenfalls zwischen drei und fünf Neuronen.

Weiterhin wurden die Netze wie folgt konfiguriert: Die Transferfunktionen der Eingabeschicht war linear, für die verdeckte Schicht und für die Ausgabeschicht wurde eine sigmoide Funktion verwendet. Als Lernverfahren wurde der Backpropagation-Algorithmus mit zufälliger Präsentationsreihenfolge der Trainingsmuster und unter Verwendung eines Momentum-Terms eingesetzt. Die Gewichtsinitialisierung der Synapsen erfolgte ebenfalls zufällig innerhalb des Wertebereichs -0.1 bis $+0.1$. Die Lernrate des Netzes betrug 0.1 bei einem Gewichtsdecay von 0.999999 (Tab. 4-2). Die Festlegung der Anzahl von Lernschritten erfolgt abhängig von der Güte des Lernfortschritts. Das Neuronale Netz beendet den Lernprozess, wenn der maximale Trainingsfehler kleiner 0.05 ist oder beim besten Trainingsstand des Trainingsfehlers. Dies führte bei jedem Netz zu einer unterschiedlichen Epochenzahl.

<i>Transferfunktion für</i> <i>- Eingabeschicht</i> <i>- verdeckte Schicht</i> <i>- Ausgabeschicht</i>	<i>Lernrate für</i> <i>- verdeckte Schicht</i> <i>- Ausgabeschicht</i>	<i>Momentum-Term für</i> <i>- verdeckte Schicht</i> <i>- Ausgabeschicht</i>	<i>Gewichtsdecay</i>
linear			
sigmoid	0.1	0.1	0.999999
sigmoid	0.1	0.9	

Tab. 4-2: Lernparameter des Multilayer-Perceptrons am Beispiel der Klassifikation von Kaderzugehörigkeiten

(b) Kohonen-Karte

Für die Anzahl der Klassen (Kaderzugehörigkeiten) und Trainingsbeispiele war ein Netz mit zwei Dimensionen und jeweils vier Neuronen pro Dimension ausreichend. Das Netz wurde in 500 Schritten mit denselben Merkmalen wie beim Multilayer-

Perceptron (50-m Tests in den einzelnen Schwimmmarten sowie Ausdauerstest) trainiert. Es existierten 58 Trainingsdatensätze, die über die gesamte Datenauswertung hinweg zufällig dem Netz präsentiert wurden. Die initiale Lernrate betrug 0.999, der dazugehörige Lernratenfaktor 0.99. Der initiale Lernradius war 4.0 bei einem Lernradiusfaktor von 0.995. Die Lernrate und der Lernradius sollten nach dem Training nahe Null sein, um die Konvergenz des Lernverfahrens sicherzustellen. Andererseits sollten beide Werte anfangs nicht zu klein gewählt werden, da sonst die beim Lernen berücksichtigten Nachbarschaften zu klein sind. Für den Lernratenfaktor wurde ein Wert knapp unter 1 gewählt, damit die Lernrate nicht so schnell sinkt und die Gefahr eines lokalen Minimums vermieden wird.

(2) Untersuchungsergebnisse

Weder die Analyse zur Klassifikation noch zur retrospektiven Prognose brachte zufrieden stellende Ergebnisse.

Bei der Klassifikation ordneten die Neuronalen Netze die Testergebnisse zumeist in die nächst höhere oder niedrigere Klasse ein. Große Unsicherheit bestand bei den Multilayer-Perceptron-Netzen mit drei bzw. vier Neuronen in der verdeckten Schicht. Dort lagen 47% bzw. 40% der Ergebnisse unter einer Wahrscheinlichkeit von 50 Prozent, was letztlich ausdrückt, dass keine eindeutige Zuordnung zu einer Klasse möglich war. Das Kohonen-Netz klassifizierte 26 (37%) Datensätze korrekt, 24 (34%) Datensätze eine Klasse zu niedrig oder zu hoch, 17 (24%) Datensätze zwei Klassen zu hoch oder zu niedrig und ordnete drei (4%) Datensätzen ohne Kaderzugehörigkeit dem A/B-Kader zu (Tab. 4-3).

Anzahl Neuronen in der...			richtige Zuordnungen	Zuordnung ± 1 Kader	Zuordnung ± 2 Kader	Anzahl Datensätze < 0.5
Eingabe- schicht	verdeckten Schicht	Ausgabe- schicht				
5	3	4	15 (21%)	43 (61%)	12 (17%)	33 (47%)
5	4	4	14 (20%)	41 (59%)	15 (21%)	28 (40%)
5	5	4	12 (17%)	49 (70%)	9 (13%)	11(16%)

Tab. 4-3: Klassifikationsergebnisse der Kaderzugehörigkeiten

Bei der Prognose der zukünftig besten Wettkampfleistung lag der durchschnittliche Prognosefehler unter Zugrundelegen der Wettkampfleistung in Punkten gemäß der offiziellen Punktetabelle der Ligue Européenne de Natation (LEN, gültig von 1997 bis 2000) bei ± 35 Punkten.

(3) Diskussion

Vorab einige Anmerkungen:

1. Der DSV bezieht sich bei der Kaderzusammenstellung dieser Altersklasse ausschließlich auf die erbrachten Leistungen bei den Deutschen Jugendmeisterschaften. Die vorhandene Testbatterie enthält zwar Informationen zum Entwicklungsstand und zum psychologischen Profil des Athleten und ermöglicht somit einen Einblick in den mehrdimensionalen Merkmalsraum, sie bleiben aber letztlich bei der Kaderzuweisung unberücksichtigt.
2. Es konnten lediglich die Testergebnisse aus den schwimmerischen Disziplinen verwendet werden, die anderen Kategorien waren entweder zu lückenhaft (Entwicklungsparameter) oder nicht verfügbar (psychologische Tests). Eine Ausweitung auf anthropometrische und psychologische Parameter ist erstrebenswert, was durch unterschiedliche Untersuchungen gestützt wird (zuletzt ELBE & SEIDEL, 2003).
3. Der DSV setzt die Testbatterie lediglich zur Bestimmung der aktuellen Leistungsfähigkeit seiner Athleten ein. Es fanden sich keine Hinweise, die auf weitergehende Analysen deuten. Das Potenzial einer Testbatterie liegt im Aufzeigen von Entwicklungstendenzen abseits der Wettkampfleistungen. Die langjährige sorgfältige Dokumentation ermöglicht beispielsweise eine Überprüfung des Stellenwertes der (Delfin-) Beinbewegung im Trainingsprozess oder eine Aussage, in welchen Kadern vermehrt Spezialisten oder „Allrounder“ auftauchen.

Die qualitativ unzureichenden Ergebnisse haben verschiedene Ursachen: Der Abstand von bis zu 7 Jahren zwischen der Maßnahme des DSV und dem Erreichen der jeweils höchsten Kaderzugehörigkeit erfordert die Berücksichtigung vielfältiger Einflussfaktoren. Insofern ist eine Verkürzung der Untersuchungszeiträume in

Kombination mit der Erweiterung des Merkmalsraumes empfehlenswert. Das Hinzunehmen von weiteren Prädiktoren ist nicht ausreichend, da dadurch zwar die mehrdimensionale Sichtweise gewahrt wird, aber immer noch nicht die individuellen Entwicklungsbesonderheiten abgebildet werden. Für die vorhandene Testbatterie ist auch eine Verkürzung der Untersuchungszeiträume nicht ausreichend, was im Rahmen dieser Analyse durch eine retrospektive Prognose der Wettkampfergebnisse nach 2 und 3 Jahren nachgewiesen wurde. Trotz der relativ großen Stichprobengröße konnte bei der retrospektiven Prognose keine zuverlässige Vorhersage bezüglich der Wettkampfergebnisse gemacht werden, was zusammenfassend zu dem Schluss führt, dass die Testbatterie keinerlei Aussagen über zukünftige sportliche Ergebnisse zulässt. Einzig das Tempo der sportlichen Entwicklung lässt sich gut über das Erreichen der jeweils besten Kaderzugehörigkeit ablesen. Doch dazu bedarf es keiner komplexen linearen oder nichtlinearen Analyse. Die häufige Zuordnung zu dem nächst höheren oder niedrigeren Kader und die teilweise geringe Zuordnungswahrscheinlichkeit sind Ausdruck einer geringen Trennschärfe der Tests und bestätigen die zuvor gemachte Aussage zur Prognosesicherheit. Ob dabei ein verspäteter Trainingsbeginn, eine verlangsamte körperliche Entwicklung, eine verbesserte sportliche Infrastruktur oder einfach nur ein qualifizierteres Training ausschlaggebend für die individuelle Entwicklung waren, bleibt offen.

Angesichts der schlechten Klassifikationsergebnisse beider Netze ist ein Vergleich beider Methoden nur bedingt relevant. Dennoch bleibt festzuhalten, dass das unüberwachte Lernen mittels Kohonen-Netz „bessere“ Ergebnisse lieferte. Die distanzbasierte Verarbeitung der Daten und die Aktivierung von Signalen aus einer begrenzten Region um den Referenzvektor (s. Kapitel 3.4) scheinen für Klassifikationsaufgaben zunächst besser geeignet zu sein, da sie mögliche Strukturen in den Eingabedaten über die Lage und Stärke besser aufdecken, statt „scharfe“ Zuordnungen wie beim Multilayer-Perceptron vorzunehmen.

In der Theorie zu den Neuronalen Netzen wird zwar die Bestimmung der Anzahl der Schichten für ein Multilayer-Perceptron gelöst (s. Kapitel 3.3.4.1), eine gewisse Unsicherheit bleibt jedoch bei der Anzahl der Neuronen für die mittlere(n)

Schicht(en) und die Eingabeschicht zurück. Dies gilt in gleichem Maße für die Einstellungen der Lernparameter (Lernrate, Momentum, Gewichtsdecay). Dort hilft nur ein empirisches Vorgehen zum Ermitteln des jeweils besten Wertes. Es kann also durchaus vorkommen, dass für einen anderen Trainingsdatensatz der gleichen Altersklasse und derselben Sportart ein anderes Netz gefunden wird. Die Unsicherheiten betreffen ebenfalls das Modell von Kohonen. Besonders in den Bereichen der Parameterwahl (Lernrate, Lernratenfaktor, Lernradius, Lernradiusfaktor) sowie der Dimensionierung und Struktur des Netzwerkes existieren keine anerkannten Regeln (vgl. FRITZKE, 1992).

Beiden Netzen gemeinsam ist die mangelnde Fähigkeit, bereits vorhandenes Wissen in den Lernprozess zu integrieren. Jede Veränderung der Einstellung erfordert ein vollständiges Neulernen aller Muster, da die beiden Vorgehensweisen Lernen und Ausführen voneinander getrennt sind. Hier wäre ein inkrementelles Nachlernen (Nachlernen am neuen Beispiel) von Vorteil.

4.2 Prozessdiagnostik

Prozessdiagnostik wird in Abgrenzung zur Verlaufsforschung (vgl. WENDLAND, 1986; WENDLAND & BANZER, 1990) als ein retrospektives, eng definiertes Verfahren gesehen, dessen Untersuchungszeiträume sich über Wochen oder einige Monate erstrecken. Ziel ist die Steuerung des Trainings und Wettkampfs, eine Steigerung der Leistungsfähigkeit sowie die Auswahl von Athleten oder Bedingungen³². Eine so definierte Prozessdiagnostik untersucht im Wesentlichen Adaptationsprozesse in überschaubaren Zeiträumen und grenzt sich somit von der Talentforschung (Kapitel 4.3) ab. Nun werden nichtlineare Verfahren nicht für alle Aufgaben innerhalb der Prozessdiagnostik eingesetzt, sondern schwerpunktmäßig bei der Trainingswirkungsanalyse und der prozessdiagnostischen Wettkampfanalyse. Sie sind aber, wie das Beispiel aus Kapitel 4.2.1 zeigen wird, auch bei der intraindividuellen Leistungskontrolle einsetzbar. Die Trainingswirkungsanalyse im Rahmen der trainingswissenschaftlichen Diagnostik untersucht Entwicklungsverläufe mit Trainingseinfluss auf der Basis von Trainingsbelastungen und kommt in zwei Formen vor: als Analyse von Ist-Istwert-Differenzen und Ist-Istwert-Zusammenhängen (vgl. HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG, 2000; MESTER & PERL, 2000; PERL & MESTER, 2001; HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002). In der prozessdiagnostischen Wettkampfanalyse spielen Entwicklungsverläufe ohne Trainingseinfluss auf der Basis von Teilleistungen eine Rolle. Bevor nachfolgend zentrale Problembereiche innerhalb der Prozessdiagnostik angesprochen werden, erfolgt zuvor ein kurzer Überblick zu aktuell eingesetzten Verfahren.

(1) Lineare Verfahren in der Prozessdiagnostik

In der trainingswissenschaftlichen Diagnostik überwogen bisher lineare Verfahren mit unterschiedlicher Zielstellung. Das regressionsanalytische „Hierarchical Linear Modeling“-Verfahren (vgl. BRYK & RAUDENBUSH, 1987) zeigt intra- und interindividu-

³² Die „Auswahl“ von Personen bezieht sich auf die Zusammenstellung von Kadern oder Mannschaften. Als „Bedingungen“ kommt beispielsweise in den Ballsportarten ein neues taktisches System für das nächste Spiel in Frage.

elle Differenzen in Entwicklungsverläufen auf. Der Vorteil dieses Verfahrens liegt in der geringen Anzahl an benötigten Messzeitpunkten. Nachteilig hingegen ist die mangelnde Fähigkeit, Abhängigkeiten und Wechselwirkungen unter den Prädiktoren aufzuzeigen. Dort setzt das faktorenanalytische Kausalmodell von LOHMÖLLER (1989) ein, das wiederum individuelle Entwicklungsverläufe nicht angemessen abbildet. Mit Prognosen auf der Basis von Differentialgleichungen haben sich in den letzten 30 Jahren mehrere Autoren (vgl. BANISTER, 1982; FITZ-CLARKE, MORTON & BANISTER, 1991; MUJICA, BUSSO, LACOSTE, BARALE, GEYSSANT & CHATARD, 1996; BUSSO, DENIS, BONNEFROY, GEYSSANT & LACOUR, 1997) auseinander gesetzt.

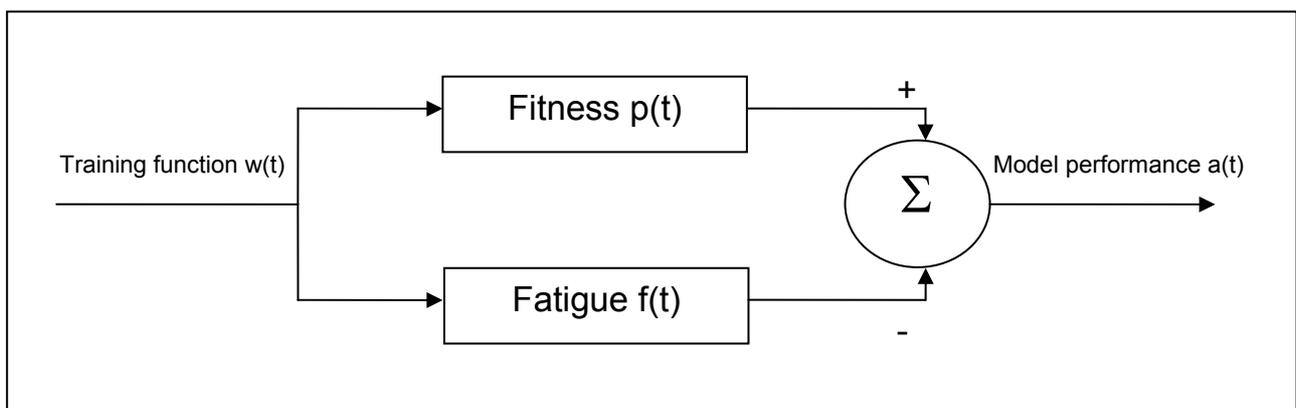


Abb. 4-1: Blockdiagramm zur Leistungserbringung (CALVERT et al., 1976, 99)

Ausgangspunkt dieser Analysen ist das Modell von CALVERT, BANISTER, SAVAGE & BACH (1976). Darin wird die Leistung als das Produkt verschiedener Subsysteme verstanden, wobei sich die Subsysteme nochmals durch verschiedene Komponenten und Einflussfaktoren aufsummieren können. Obgleich die Autoren ihr Leistungsmodell sehr komplex beschreiben, beschränken sie die Untersuchung lediglich auf den Zusammenhang von Leistungs- und Trainingsparametern (Abb. 4-1). CALVERT et al. (1976) folgen der Annahme, dass ein Athlet durch ein System beschrieben werden kann, in dem der Outputparameter Leistung als Antwort auf zwei antagonistische Kontrollsysteme „fatigue“ und „fitness“ im Zusammenhang mit dem Trainingsparameter als Systemeingabe und Zeitkonstanten τ sowie einem Gewichtungsfaktor k zu verstehen ist:

Model performance: $a(t) = p(t) - kf(t)$ mit

Fitness function: $p(t) = (e^{-\frac{t}{\tau_1}} - e^{-\frac{t}{\tau_2}}) * w(t)$

Fatigue function: $f(t) = e^{-\frac{t}{\tau_3}} * w(t)$

Training function: $w(t) = \frac{dp(t)}{dt} + \frac{1}{\tau} p(t)$

Demnach führt ein Trainingsreiz (Inputparameter) zur Annäherung an einen Grenzwert von unten (Leistungszunahme) oder von oben (Leistungsabnahme). Die Modellierung wirft einige Fragen auf bzw. zeigt bereits einige Einschränkungen. Ob die in der Funktionsgleichung vorhandene Leistungszu- oder -abnahme einer treppenartigen Funktion gleicht, ist empirisch nicht nachgewiesen. Die Darstellung des Übertrainings lässt sich anhand dieses Modells ebenfalls nicht zufrieden stellend klären. Folgt man dem Quantitätsgesetzes des Sports, verläuft die Kurve abhängig vom Eingangsniveau bei einem Hochleistungssportler sicherlich anders als bei einem Untrainierten, wobei nicht immer davon auszugehen ist, dass das Leistungsniveau am Ende einer Periode zugleich auch der Anfang der darauf folgenden Periode ist.

Eine Leistungsprognose findet nun über die Differenz von „Fitness“- und „Fatigue“-Werten statt, in denen die individuellen Parameter τ und k sowie Trainingsintensitäten enthalten sind. Dabei werden über den Vergleich von vorhergesagten und tatsächlichen Leistungswerten die Parameter angepasst. CALVERT et al. (1976) beziehen sich bei den Einstellungen der Zeitkonstanten τ auf Literaturangaben; die Einstellungen für einen Gewichtungsfaktor k unterliegt einer möglichst guten Kurvenanpassung. Gerade diese Vorgehensweise wirft die Frage auf, inwieweit sie die physiologische Realität widerspiegelt (vgl. ROSENBAUM, 1998). Eine Interpretation der Parameter erweist sich gerade für den Trainer als besonders wertvoll. Die nachfolgenden Untersuchungen (vgl. CHATARD & MUJKA, 1999; HOOPER & MACKINNON, 1999; MILLET, CANDAU, BARBIER, BUSSO, ROUILLON & CHATARD, 2002) haben zwar die Validierung des Modells zum Ziel, was eine zunehmende Modifizie-

rung der Differentialgleichung zur Folge hat; sie berücksichtigen aber ebenfalls nicht das nichtlineare Verhalten der komplexen biologischen Adaptation.

(2) LEIPOT als nichtlineares Verfahren

Das antagonistische Metamodell³³ *LEIPOT* (LEistung-POTenzial) von MESTER & PERL (2000) bietet eine auf genetischen Algorithmen basierende Lösung. Das Modell liefert für die zeitabhängige Wechselwirkung von Belastung und Leistung ein Rechenverfahren, das den Superkompensations-Effekt, den Kollaps-Effekt in spezifischen Überlastungssituationen sowie die umgekehrte U-Funktion der Leistung bei linear wachsender Belastung modelliert. Ausgangspunkt ist eine Trainingsbelastung $b(t)$, die je nach Intensität sowohl positiv als Entwicklungspotenzial (EP) als auch negativ als Belastungspotenzial (BP) auf das Leistungspotenzial (LP) wirkt (Abb. 4-2).

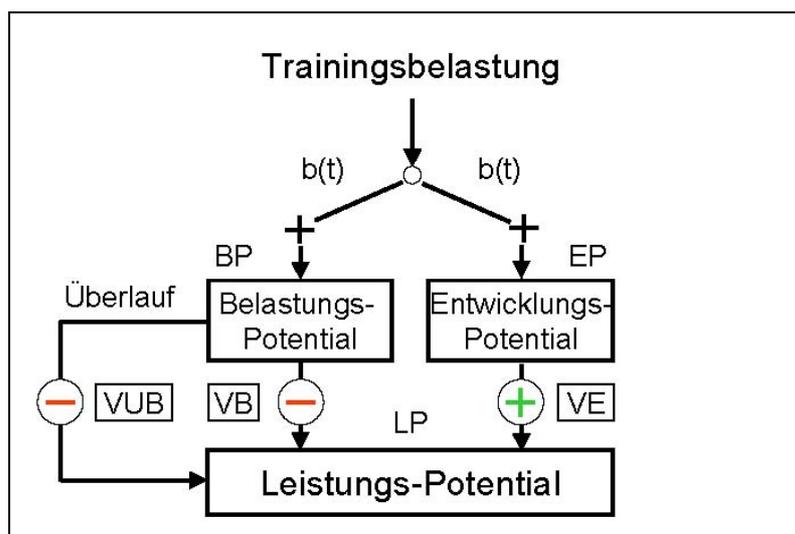


Abb. 4-2: Struktur des LEIPOT-Metamodells (MESTER & PERL, 2000, 48)

Der Fluss zwischen den beiden Potenzialen und dem Leistungspotenzial wird durch die Belastungsrate (BPR) sowie die Entwicklungsrate (EPR) charakterisiert. Gemäß dem biologischen Vorbild haben Trainingsbelastungen unterschiedliche zeitliche Dynamiken, was eine einzelfallanalytische Betrachtungsweise rechtfertigt. In der

Modelldynamik wird dies durch Verzögerungen kenntlich gemacht (VB als Verzögerung innerhalb des Belastungspotenzials, VE analog). Das Profil eines Ausdauerathleten unterscheidet sich beispielsweise durch einen gleichmäßigeren Verlauf ohne starke Ausschläge von dem eines Sprintathleten. Der Superkompensationseffekt wird in den Modellgleichungen zur Belastungs- und Entwicklungsrate durch die Verwendung von Minimum-Operatoren realisiert. Schließlich dient die Einführung einer Überlauffunktion (UBR) für das Belastungspotenzial als Zeichen einer stetig zu hohen Trainingsbelastung zur Modellierung der umgekehrten U-Funktion. Dies führt zu den nachfolgenden Gleichungssystemen im Modell:

$$\begin{aligned}
 \text{BPR}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \min(\min(1,\text{BP}[t]),\max(0,\text{LP}[t])) / \text{VB} \\
 \text{EPR}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \min(\min(1,\text{EP}[t]),\min(1,1-\text{LP}[t])) / \text{VE} \\
 \text{UBR}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \max(0,\text{BP}[t]-1) / \text{VUB} \\
 \text{BP}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \text{BP}[t] + \Delta t * (\text{b}(t)-\text{BPR}[t,t+\Delta t]-\text{UBR}[t,t+\Delta t]) \\
 \text{EP}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \text{EP}[t] + \Delta t * (\text{b}(t)-\text{EPR}[t,t+\Delta t]) \\
 \text{LP}[t,t+\Delta t] &\leftarrow \text{LP}[t] + \Delta t * (\text{EPR}[t,t+\Delta t]-\text{BPR}[t,t+\Delta t]-\text{UBR}[t,t+\Delta t])
 \end{aligned}$$

In der anschließenden quantitativen Validierung kommt es angesichts des „Mangels an verwendbaren Massendaten und der komplizierten Dynamik des Modells“ (PERL & MESTER, 2001, 55) zu einer simulationsbasierten Kalibrierung mit anschließender Validierung. Für die Modellbetrachtung ist die Art der Belastungs- und Leistungsparameter zunächst von untergeordneter Bedeutung, für eine spätere Trainingsanalyse und Trainingsplanung jedoch keineswegs. Hier empfiehlt es sich nicht, die Dauer des Trainings als Belastungsgröße heranzuziehen, da sie keinerlei Informationen über die Belastungsintensität enthält. Trainingsmethodisch und auch physiologisch unterscheidet sich ein zweistündiges Training der Grundlagenausdauer erheblich von einem gleichlangen Training der wettkampfspezifischen Ausdauer.

³³ „Metamodelle modellieren Modelle in der gleichen Weise, wie Modelle Systeme modellieren“ (MESTER & PERL, 2000, 47).

Da die Verzögerungsparameter (VB, VE, VUB) physiologische Prozesse charakterisieren, sind die Wahl der Startparameter sowie die anschließend vom Modell durch genetische Algorithmen ermittelten Werte von Bedeutung. Im Zusammenhang mit den Trainingsbelastungen können dadurch Rückschlüsse auf die Erholungs- und Belastungsfähigkeit eines Athleten gezogen werden. Gerade hier spiegelt sich die Individualität eines Athleten wider, was durch weitere Erhebungen noch präzisiert werden muss.

(3) Prädiktoren und Kriterium

Die Probleme, die im Zusammenhang mit den Prädiktoren bei den statusdiagnostischen Verfahren aufgeführt wurden, treten auch bei einer längsschnittlichen Betrachtungsweise auf: Es wurden unter anderem der Mangel an einem vollständigen Anforderungsprofil für die einzelnen Sportarten und das Fehlen der dazugehörigen leistungsdeterminierenden Prädiktoren aufgeführt. Im Rahmen einer Prozessdiagnostik interessiert nun primär der Bezug zum Kriterium, also der erbrachten oder angestrebten Leistung. Nachfolgend stehen dabei zwei Fragen im Mittelpunkt: Welche Merkmale haben anteilmäßig den größten Beitrag an der erbrachten Leistung geliefert und welche Parameter der Leistungsfähigkeit sind vorhersagbar?

Als Prädiktoren für eine prozessdiagnostische Betrachtung sind nur solche Merkmale geeignet, die

1. eine gewisse Stabilität über den Untersuchungszeitraum aufweisen³⁴,
2. zum Untersuchungszeitpunkt bereits messbar vorhanden sind,
3. das individuelle Entwicklungstempo berücksichtigen und
4. keine hohen Korrelationen zu anderen leistungsrelevanten Merkmalen haben.

Um Unregelmäßigkeiten in der Stichprobenauswahl und dem Zeitpunkt der Erhebung auszugleichen, werden die gefundenen Zusammenhänge an einer anderen Stichprobe oder an derselben zu einem anderen Zeitpunkt überprüft. Die epochale Einführung neuer Trainingsmethoden, neuer Techniken oder Materialien wird da-

³⁴ Die interindividuellen Unterschiede in einem Merkmal sollten an den ausgewählten Messzeitpunkten sowohl qualitativ über die Rangplätze als auch quantitativ über die Zuwachsraten keine starken Abweichungen aufweisen.

durch bei den Analysen berücksichtigt. Bei den Neuronalen Netzen ist diese Form der Kreuzvalidierung durch die Aufteilung in einen Trainings- und Testdatensatz bereits in der Untersuchungsmethodik verankert.

(4) Einzelfallanalyse und Gruppenanalyse

Bei einer prozessdiagnostischen Betrachtungsweise sind sowohl Einzelfall- als auch Gruppenuntersuchungen denkbar. Eine Gruppenuntersuchung oder -analyse ermöglicht Aufschlüsse über die Verteilung von Merkmalen in der Stichprobe. Die Einzelfallanalyse erfasst die in der Zeit vollzogenen Veränderungen von Merkmalen an einer Person³⁵. Da für den Leistungs- und Hochleistungssport oft keine ausreichend große Stichprobe zur Verfügung steht, bzw. die Stichprobe mit der Grundgesamtheit identisch ist, wird bevorzugt die Einzelfallanalyse eingesetzt. Als weiteres Argument für den Einsatz der Einzelfallanalyse im Spitzensport führt SCHLICHT (1988, 24) den „singulären Charakter von sportlichen Spitzenleistungen auf, der in einer Gruppe nicht zum Vorschein kommt“. Grundsätzlich können Athleten mit gleichem Leistungsniveau auf unterschiedliche Weise identische Spitzenleistungen erzeugen (interindividuelle Variabilität). Um den intraindividuellen Verlauf sportlicher Leistungen jedoch sichtbar zu machen, sind mehrere Messungen erforderlich; allein mit einem Eingabe- und Ausgangstest ist die intraindividuelle Variabilität nicht abzubilden. Nachfolgend werden beide Untersuchungsformen im Zusammenhang mit Neuronalen Netzwerken eingesetzt.

³⁵ Weitere Probleme, die mit beiden Veränderungsmessungen einhergehen, finden sich bei PETERMANN (1986) und TACK (1986).

4.2.1 Intraindividuelle Leistungskontrolle - Nichtlineare Modellierung von Leistungszuständen im schwimmsportlichen Training

Ziel der nachfolgenden Modellierung ist es, anhand einer Einzelfallanalyse unterschiedliche Leistungszustände im Sinne von personinternen Bedingungen für bestimmte Leistungsresultate bei Leistungssportlern im Schwimmen durch ein nichtlineares Verfahren aufzuzeigen. Dieses Vorgehen orientiert sich an der in der Psychologie bereits seit längerem erhobenen Forderung nach einer vermehrten Verwendung systemorientierter Methoden. Insbesondere in der psychologischen Forschung zu Therapieverläufen (vgl. TSCHACHER & SCHEIER, 1995; TSCHACHER & GRAWE, 1996) sowie zur Interaktionsdynamik sozialer Gruppen (vgl. VALLACHER & NOWAK, 1994; LANGTHALER & SCHIEPEK, 1997) wurden bereits nichtlineare Verfahren eingesetzt.

In der Trainingswissenschaft ist die Zahl der Veröffentlichungen hierzu eher gering (s. Kapitel 2.3.2). Die Entwicklung wird aufgegriffen und die Tragfähigkeit dieses Ansatzes zu Adaptationsprozessen geprüft. Dabei werden im Rahmen eines integrativen Ansatzes sportpsychologische, sportmotorische und sportmedizinische Variablen auf der Grundlage des von Hermann Haken entwickelten Konzepts der Synergetik (s. Kapitel 2.3.3) untersucht und interpretiert.

Das Verhalten des Systems „Athlet“ wurde bereits in Kapitel 2.3.3 als komplex und nichtlinear charakterisiert. Sportliche Leistungen sind nicht ausschließlich das Resultat der im Training angesetzten Belastungen, sondern das Ergebnis mehrerer veränderlicher Einflussgrößen physiologischer, psychologischer und sozialer Art. Diese Einflussgrößen werden in der Synergetik als „äußere“ oder „Kontrollparameter“ bezeichnet. Im vorliegenden Zusammenhang geht es um die Bestimmung von psychologisch und medizinisch beeinflussten und zeitlich vorübergehend stabilen Zuständen, die das System Sportler im Verlauf eines Trainingsprozesses einnimmt. Solche Strukturen wurden anhand der Datenanalyse als optimaler Leistungszustand (Topform), normaler Leistungszustand und schwacher Leistungszustand kategorisiert. Bezogen auf die 100-m Freistilzeit bedeutet

- Topform: Wettkampfzeit < Bestzeit + 1 Sekunde,

- normaler Leistungszustand: $\text{Bestzeit} + 1 \text{ Sekunde} \leq \text{Wettkampfzeit} \leq \text{Bestzeit} + 2 \text{ Sekunden}$ und
- schwacher Leistungszustand: $\text{Wettkampfzeit} > \text{Bestzeit} + 2 \text{ Sekunden}$.

In der Sprache der Synergetik heißen diese Variablen „Ordnungsparameter“ (Abb. 4-3).

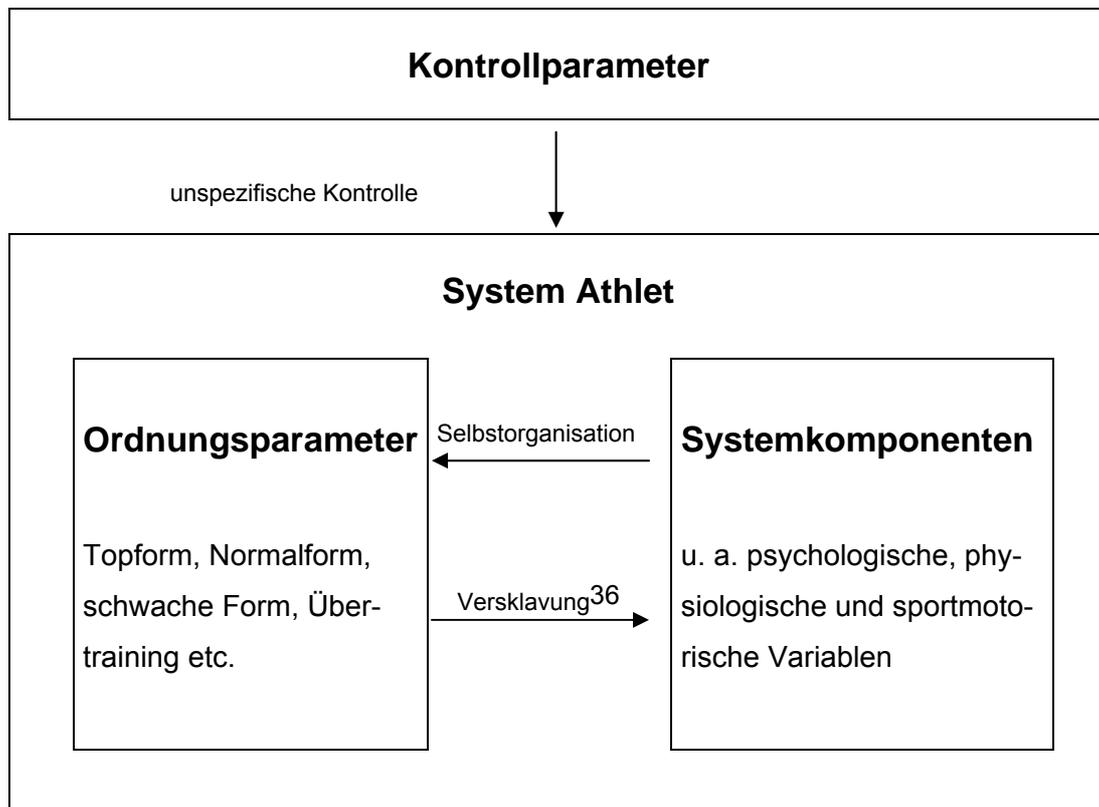


Abb. 4-3: Selbstorganisationsprozesse im System Athlet

Zum besseren Verständnis werden hier nochmals die Selbstorganisationsprozesse des Sportlers mit den zentralen Begriffen der Synergetik verknüpft:

Ausgangspunkt ist die Annahme, dass sich der Organismus in einem Gleichgewichtszustand befindet. Durch Änderung der unspezifischen Kontrollparameter wird nun das System-Gleichgewicht zunehmend instabiler. Beispielsweise wird der Kontrollparameter Trainingsbelastung bis zu einer kritischen Grenze verändert, an der der momentane Systemzustand bzw. dessen Komponenten (konditionelle Fähigkei-

³⁶ Bei dem Begriff der Versklavung handelt es sich um einen Fachterminus der Synergetik, wobei der Ordnungsparameter das Verhalten der einzelnen Elemente im System bestimmt.

ten, psychisches Befinden, soziale Interaktionen etc.) eine andere Gestalt annehmen. In der Folge organisiert sich das System in Richtung eines stabilen Zustands neu. Aufgrund dieser Selbstorganisationsprozesse wird trotz extrem hoher Komplexität des Systems auf der „Mikro-Ebene“ (u. a. Prozesse auf der zellulären Ebene) das „makroskopische“, d. h. das für uns sichtbare, Verhalten über die Zeit nur durch wenige Leistungszustände bestimmt (Abb. 4-4). Dabei spielen Ordnungsparameter eine entscheidende Rolle: In sehr geringer Zahl wird durch sie die gesamte Dynamik des Systems beschrieben. Auf der „Mikroebene“ erfolgt eine drastische Reduzierung der Freiheitsgrade, sämtliche Prozesse ordnen sich einem Zustand unter, was dann durch eine Strukturbildung auf der „Makroebene“ sichtbar wird.

Nach diesem Verständnis sollten sich optimale Leistungszustände (Topform) auch im Bedingungsgefüge von psychologischem Befinden des Athleten, gegebenenfalls medizinischen Blutwerten oder weiteren Zustandsparametern widerspiegeln. Um das Auftreten verschiedener Ordnungsparameter im biopsychosozialen System Sportler nachzuweisen, ist es daher notwendig, stabile Muster in der Verlaufsdynamik der ausgewählten psychologischen bzw. weiterer Merkmale zu identifizieren.

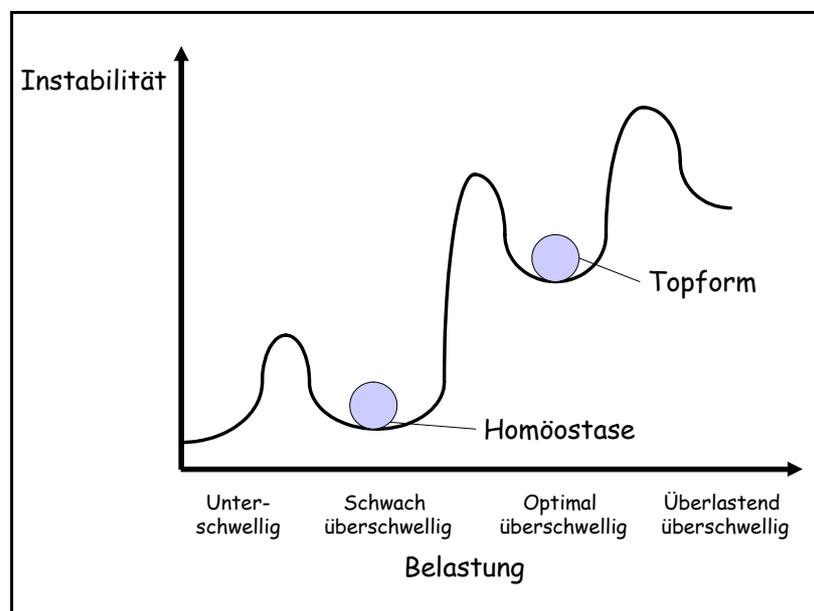


Abb. 4-4: Die Trainingsbelastung (Kontrollparameter) als Auslöser und Auflöser des temporär stabilen Ordnungsparameters „biopsychosoziale Topform“ (HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002, 165)

(1) Untersuchungsmethodik

Untersuchungsstichprobe

Um die Annahme zu untersuchen, dass sich aufgrund der Wettkampfwerte und der dazugehörigen psychologischen und medizinischen Parameter Ordnungszustände abzeichnen, wurde der Untersuchung eine verlaufsorientierte Einzelfallanalyse zugrunde gelegt. Diese wurde an einem männlichen Schwimmer (Athlet A) im Alter von 16 Jahren durchgeführt, der im Untersuchungsjahr am Endlauf der Deutschen Meisterschaften in seiner Altersklasse über 100-m Freistilschwimmen teilnahm. Athlet A nahm im Verlauf der Trainingssaison 2000 an sieben Wettkämpfen zwischen Januar und Juni teil. Die Wettkampfergebnisse zusammen mit der Trainingsprotokollierung bilden als Datensätze die Grundlage für die Untersuchung. Da die Anzahl der zur Verfügung stehenden Datensätze dieses Athleten ($n=7$) für das Training eines Kohonen-Netzwerkes zu gering war, wurde zusätzlich für das Vortraining auf weitere 28 Datensätze der gleichen Trainingsgruppe zurückgegriffen (Schwimmer A liefert sieben Datensätze, Schwimmer B acht Datensätze und Schwimmer C 13 Datensätze). Die Untersuchungsdaten wurden ebenfalls zwischen Januar und Juni des Trainingsjahres 2000 zu den gleichen Messzeitpunkten erhoben.

Messinstrumente

Ein Datensatz beinhaltet die Wettkampfleistung über 100-m Freistilschwimmen in Punkten nach der offiziellen Punktetabelle der Ligue Européenne de Natation (LEN, gültig von 1997 bis 2000)³⁷, die Werte zwischen 0 bis 6 zu sieben Fragen aus dem Erholungsverlaufsprotokoll sowie medizinische Parameter.

Die psychologischen Daten wurden mit dem Erholungsverlaufsprotokoll (EVP) (KELLMANN, PATRICK, BOTTERILL & WILSON, 2002) erhoben, das sich aus dem Total

³⁷ Die Wettkampfleistungen wurden teilweise auf der Kurzbahn und teilweise auf der Langbahn geschwommen. Deshalb musste eine entsprechende Umrechnung der Kurzbahnzeiten in Langbahnzeiten erfolgen. Hierfür wurden 0,74s (Männer) bzw. 0,68s (Frauen) je zusätzliche Wende auf der 25-m Bahn angesetzt.

Quality Recovery von KENTTÄ & HASSMÉN (1998) und dem Erholungs-Belastungs-Fragebogen für Sportler von KELLMANN & KALLUS (2001) zusammensetzt. Die ersten drei Fragen wurden in Anlehnung an das Konzept von KENTTÄ & HASSMÉN (1998; 2002) entworfen. Der Schwerpunkt bildete hier die Analyse der Merkmale „wahrgenommene Erschöpfung“, „wahrgenommene Erholung“ und „Erholungsanstrengungen (-aufwendungen)“, während bei den verbleibenden vier Fragen aus dem Erholungs-Belastungs-Fragebogen für Sportler die Analyse der Merkmale „körperliche Erholung“, „Schlaf“, „soziale Erholung“ und „Selbstwirksamkeitsüberzeugung“ als geeignet für Erholungsprozesse angesehen werden.

Der Fragebogen vereint zwei wesentliche Gesichtspunkte: die Wahrnehmung von Erholungsprozessen seitens des Athleten auf der einen sowie das Aufzeigen aktiver Methoden zur Überprüfung des Erholungsprozesses auf der anderen Seite. Zusätzlich bildet das EVP die Selbstwirksamkeitsüberzeugung des Athleten ab.

Neben psychologischen Variablen wurden in dieser Studie auch trainingssensitive medizinische Blutparameter erhoben. In der Leistungsdiagnostik werden die Serumblutwerte Kreatinkinase, Harnsäure und Harnstoff als Messgrößen des Eiweißstoffwechsels zur Beurteilung des sportlichen Leistungszustandes herangezogen (u. a. AIGNER, 1985; STRANZENBERG, GÜRTLER, HANNEMANN & TITTEL, 1990; BADTKE, 1995). CLASING & SIEGFRIED (1986, 98) sehen erhöhte Kreatinkinase- und Serumharnstoffkonzentrationen als Vorboten eines möglichen sportlichen Leistungseinbruchs. ROST (2001, 80) misst beiden Serumblutwerten sogar eine „gewisse Bedeutung“ bei der Indikation des Übertrainings zu.

Das Serumenzym Kreatinkinase steigt „sowohl nach intensiven Schnelligkeits- und Kraftleistungen in Serie und nach extremen Ausdauerleistungen“ (STRANZENBERG et al., 1990, 333). Als Ursache wird der hohe Enzymausstrom aus der Muskelzelle unter Belastung angegeben, der durch „einen zentralen Temperaturanstieg, die erhöhte Muskeldurchblutung mit vermehrtem intravasalen Druck und Permeabilitätsänderungen der Muskelzellmembran“ (AIGNER, 1985, 252) hervorgerufen wurde. Der Serumspiegel von Harnstoff liegt bei Sportlern im Ruhezustand im Normbereich, unter Langzeit-Ausdauerbelastungen steigt er an. Der erhöhte Harnstoffspie-

gel bei Ausdauerbelastungen ist Ausdruck des anhaltenden hormonbedingten Proteinabbaus, es kommt zur vermehrten Ausschüttung von Glukokortikoiden und zur Freisetzung proteolytischer Enzyme. Der renale Blutfluss und die Harnstoffclearance sind deutlich reduziert (AIGNER, 1985, 253f.)

Bei Kraftsportlern weist AIGNER (1985, 254) auf die Möglichkeit eines durch die proteinreiche Ernährung bedingten erhöhten Harnsäurespiegels im Ruhezustand hin, während CLASING & SIEGFRIED (1986, 65) keinerlei Unterschiede zwischen Ausdauer- und Kraftsportlern ausmachen. Einig ist man sich bei dem belastungsinduzierten Anstieg des Serumspiegels infolge der Hämokonzentration und der reduzierten Harnsäureclearance.

Während es unter Ruhebedingungen noch Richtlinien für die Konzentrationen der drei Serumblutwerte gibt, so ist die Aussagekraft der einzelnen Konzentrationen in Abhängigkeit von der Trainingsbelastung bisher noch nicht vollständig aufgeklärt (u. a. HORTOBAGYI & DENAHAN, 1989; HOOPER, MACKINNON, HOWARD, GORDON & BACHMANN, 1995).

Datenerhebung

Der Athlet musste das EVP (Abb. 4-5) jede Woche jeweils freitags vor dem Training ausfüllen. Ziel war es, einerseits den Trainer mit Informationen zu der Trainingsbelastung aus den vorangegangenen Trainingseinheiten von Montag bis Freitag zu versorgen und andererseits Erholungsprozesse in Hinblick auf Wettkämpfe an den jeweiligen Wochenenden zu analysieren. Die Blutentnahmen fanden jeweils freitags vor dem Wettkampf statt.

Datenauswertung

Im Einzelnen läuft die Berechnung³⁸ folgendermaßen ab:

Vorbereitung. Der Datensatz wird in einen Datensatz zum Trainieren (Trainingsdatensatz) und einen zum Validieren (Testdatensatz) aufgeteilt. Da die Anzahl an Da-

³⁸ Zur Berechnung einer derartigen Neuronalen Karte wurde das Softwarepaket „Data Engine“ (Version 3.1; Fa. MIT, Aachen) verwendet.

tensätzen des zu untersuchenden Athleten sehr klein war (n=7), wurde als Testdatensatz jeweils nur ein Wettkampfergebnis mit der dazugehörigen Trainingsprotokollierung verwendet, die übrigen Datensätze dienten als Trainingsdatensätze.

1. Wie erfolgreich waren meine Pausen und Erholungsaktivitäten in der letzten Woche?
(von nicht erfolgreich [0] bis erfolgreich [6])
2. Wie erholt habe ich mich in der letzten Woche vor dem Training gefühlt?
(von immer noch nicht erholt [0] bis energetisiert und wieder aufgeladen [6])
3. Wie viel Anstrengung war erforderlich, um das Training in der letzten Woche durchzuführen?
(von außerordentliche Anstrengung [0] bis kaum Anstrengung [6])
4. Wie gut habe ich mich in der letzten Woche körperlich erholt?
(von niemals [0] bis immerzu [6])
5. Wie zufrieden und entspannt bin ich in der letzten Woche eingeschlafen?
(von niemals [0] bis immerzu [6])
6. Wie häufig habe ich mich in der letzten Woche amüsiert?
(von niemals [0] bis immerzu [6])
7. Wie überzeugt war ich in der letzten Woche, dass ich meine Ziele während der sportlichen Leistungen erreichen konnte?
(von niemals [0] bis immerzu [6])

Abb. 4-5: Auswahl der Fragen (vgl. KELLMANN et al., 2002)

Vortraining. Das **untrainierte** Netz wurde zunächst in 4000 Schritten mit den Wettkampfdaten sowie den medizinischen und psychologischen Werten von 34 Trainingsdatensätzen vortrainiert. Die 34 Datensätze setzen sich aus den sechs Datensätzen des im Mittelpunkt der Untersuchung stehenden Schwimmers (7 mi-

nus dem Testdatensatz) sowie den Datensätzen der drei Athleten der gleichen Trainingsgruppe (n=28) zusammen.

Haupttraining. Das **vortrainierte** Netz wird lediglich mit den Daten des einen Athleten weitere 1000 Schritte trainiert (6 Trainingsdatensätze).

Validierung, Das **trainierte** Netz wird mit dem Testdatensatz geprüft. Wurde der Testdatensatz richtig klassifiziert, wird mit den Schritten 2 bis 4 fortgefahren, wobei als Testdatensatz eine andere Wettkampfleistung mit Trainingsprotokollierung ausgewählt wird.

Insgesamt finden sieben Durchläufe gemäß der Anzahl an Wettkampfergebnissen statt. Über die gesamte Datenauswertung hinweg wurde das Netz bei einer zufälligen Präsentationsreihenfolge der Trainingsmuster konfiguriert. Dabei betrug die initiale Lernrate 0.8, der dazugehörige Lernratenfaktor 0.9995. Der initiale Lernradius war 5.0 bei einem Lernradiusfaktor von 0.9995.

(2) Untersuchungsergebnisse

Die bei der vorliegenden Studie erhaltenen medizinischen Ergebnisse bestätigen die Befunde aus der Mehrzahl früherer Untersuchungen (vgl. HARTMANN & MESTER, 2000), in denen die genannten Blutwerte aufgrund großer Varianzen innerhalb der Testergebnisse nicht zur Aufklärung der sportlichen Leistungszustände beitragen konnten.

	Wettkampfleistung [Punkte]	Kreatinkinase [U/l]	Harnsäure [mmol/l]	Harnstoff [mmol/l]
Minimum	518	41	3.9	10
Maximum	777	164	6.8	45
Mittelwert	648.26	92.42	5.63	32.04
Varianz	4269.14	815.69	0.67	49.88
Standardabweichung	65.34	28.56	0.82	7.06

Tab. 4-4: Statistische Angaben zu den trainingssensitiven medizinischen Blutparametern

Aus diesem Grund mussten die genannten sportmedizinischen Parameter von der weiteren Datenverarbeitung ausgeschlossen und die nachfolgenden Berechnungen

lediglich mit den psychologischen Daten des EVP durchgeführt werden. Erst diese Vorgehensweise ermöglichte stabile Analyseergebnisse.

Ein zweidimensionales Kohonen-Netz mit 2x3 Neuronen ist in der Lage, die drei postulierten Leistungszustände im Verlauf des sechsmonatigen Trainingsprozesses zu identifizieren und sie mit großer Genauigkeit auf der Karte abzubilden (Abb. 4-6). Die oben beschriebene Methode „leave-one-out“ ordnet jedem Testdatensatz den richtigen Leistungszustand zu und liefert somit in allen Fällen ein stabiles Bild. Damit wurde das Ziel erreicht, dass benachbarte Neuronen von ähnlichen Signalen aktiviert werden.

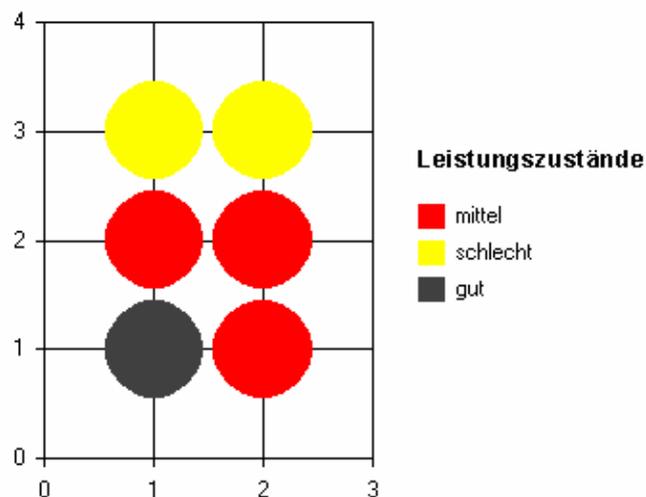


Abb. 4-6: Zweidimensionale Kohonen-Karte mit 2x3 Neuronen

Eine genauere Analyse der sieben Items des EVP ist über die Untersuchung der Kurvenverläufe möglich. Aus ihnen geht hervor, wie die psychologischen Merkmale der drei Ordnungszustände im Verlauf der Leistungsentwicklung abgebildet werden (Abb. 4-7, 4-8). Dies wird durch eine Optimierung der Synapsengewichte erreicht. Mit Ausnahme des Merkmals „Soziale Erholung“ (Spaß) steigen alle Kurvenverläufe stetig an. Dies ist nicht weiter verwunderlich, denn ein Athlet in Topform weist beispielsweise neben einer hohen Leistungsfähigkeit gleichzeitig auch eine hohe Selbstwirksamkeitsüberzeugung sowie eine optimale Pausengestaltung auf.

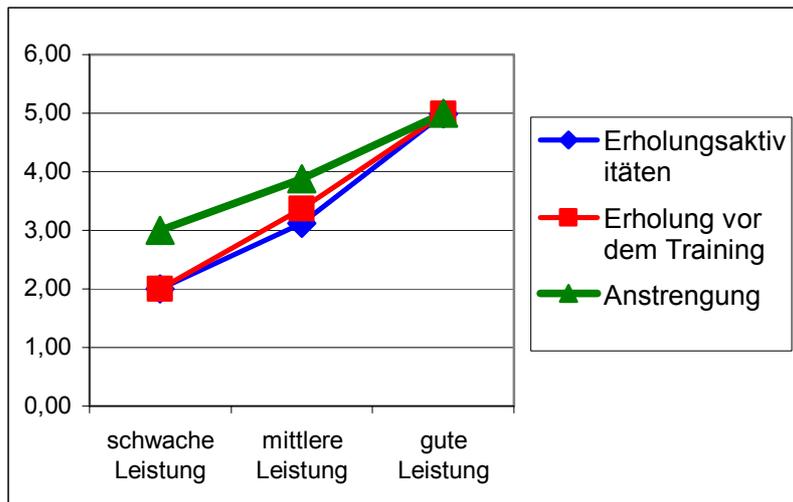


Abb. 4-7: Gewichtsvektoren der psychologischen Merkmale Erholung vor dem Training, Anstrengung und Erholungsaktivitäten des EVP mit ihrer Bedeutung für die Ordnungsparameter

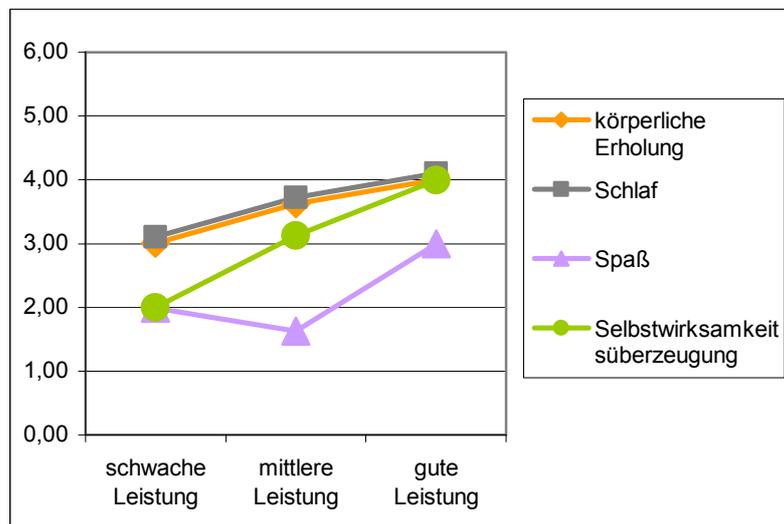


Abb. 4-8: Gewichtsvektoren der psychologischen Merkmale körperliche Erholung, Schlaf, Spaß, Selbstwirksamkeitsüberzeugung des EVP mit ihrer Bedeutung für die Ordnungsparameter

(3) Diskussion

Generell bleibt festzuhalten, dass eine Analyse der Parameter des Leistungszustands möglichst vielfältige physiologische, psychologische und soziale Systemkomponenten berücksichtigen sollte. Welche dieser verschiedenen Arten des Systemoutputs den entscheidenden Triggermechanismus bei der Entstehung einer stabilen Funktionsdynamik auf dem höchsten individuellen Leistungsniveau darstellt und damit als Ordnungsparameter das Verhalten der einzelnen Elemente im

System bestimmt, kann nicht von vornherein festgelegt werden (HOHMANN et al., 2001). Entscheidend ist, dass die Einflussgrößen bei dem jeweiligen Leistungsstand eine stabile und reproduzierbare Ausprägung annehmen und den jeweiligen Leistungsstand abbilden. Dieser Sachverhalt wurde in der vorangegangenen Analyse auf der Grundlage von psychologischen Variablen bestätigt. Um die Ordnungszustände Topform, normaler Leistungsstand und schwacher Leistungsstand nachweisen und beschreiben zu können, wurde das ausgewählte Set an psychologischen Output-Variablen auf ein bestimmtes, konsistentes Muster hin analysiert. Die Output-Variablen charakterisierten zusammen mit den Wettkampfleistungen die Zustände des guten, mittleren und schlechten Leistungsstands. Um solche Muster zu erkennen, eignen sich sowohl lineare Verfahren, wie z. B. Cluster- (vgl. LAMES, 1992), Faktor- (vgl. TSCHACHER & GRAWE, 1996) oder Regressionsanalysen (TSCHACHER & SCHEIER, 1997), als auch nichtlineare, wie z. B. selbstorganisierende Neuronale Netzwerke, und hier speziell das Kohonen-Netzwerk. Das hier verwendete Kohonen-Netzwerk soll einen Beitrag im Sinne der nichtlinearen sportwissenschaftlichen Forschung leisten. Grundlage der dort eingesetzten Verfahren ist die Annahme, dass die Realität durch eine Vielzahl an Systemkomponenten und wechselseitigen Rückkopplungen gekennzeichnet ist. Nichtlineare Verfahren kommen dabei aufgrund ihrer internen Strukturen der Realität näher als lineare Verfahren.

Die in den Ergebnissen aufgetauchte Unstimmigkeit bezüglich des Merkmals „Soziale Erholung“ (Spaß) wirft die Frage auf, ob die Fragestellung entsprechend der Zielgruppe ausreichend exakt formuliert wurde, weist aber zugleich auch die Leistungsfähigkeit von Neuronalen Netzwerken nach, Fehler zu tolerieren. Im Vergleich zu den Rohdaten ermittelte das Kohonen-Netzwerk nicht, dass ein besserer Leistungsstand mit einem hohen Wert für die soziale Erholung einhergeht. Dennoch wurde in allen Fällen richtig klassifiziert, was auf die Bedeutung von Wechselwirkungen innerhalb des Netzwerkes hinweist. Wie beim Verhalten des Menschen ganz allgemein feststellbar, können hier einzelne Faktoren kompensiert werden. Das anfangs erwähnte Phänomen, dass gleiche sportliche Leistungen durch mehrere Athleten auf jeweils unterschiedliche Weise erbracht werden können und ein

Athlet über verschiedene Mechanismen zur Reproduzierung einer Topleistung verfügt, findet seine Analogie in einem Kohonen-Netzwerk. Die Veränderung der Gewichtsvektoren und des Trainingsinputs unter Beibehaltung der Netzstruktur (intraindividuelle Unterschiede) sowie die Variationen in der Netzstruktur (interindividuelle Unterschiede) bilden diese Phänomene gut ab.

Die Untersuchung zeigte nicht nur, dass eine systemorientierte Betrachtung des psychologischen Verhaltens ihre Berechtigung hat, sondern auch die Tauglichkeit des hier verwendeten Verfahrens. In früheren Studien mit dem Erholungs-Belastungs-Fragebogen (KELLMANN & KALLUS, 2001; KELLMANN, KALLUS & KURZ, 1996) konnten ähnliche Resultate erzielt werden. Psychologische Merkmale scheinen geeignet, um Vorhersagen über den Leistungszustand eines Athleten vor einem Wettkampf zu treffen. Besonders interessant scheint aber nicht nur die Vorhersage des Leistungszustandes zu sein, sondern die Übertragung dieses Wissens in die Praxis. Wird, wie hier geschehen, die Untersuchung vor dem Wettkampf angesetzt, bleibt noch genügend Zeit, um beispielsweise die Selbstwirksamkeitsüberzeugung zu steigern. Das Erholungsverlaufsprotokoll hat sich hierbei als schnell auszuwertendes und zuverlässiges Hilfsmittel mit geringem zeitlichen und apparativen Aufwand erwiesen. Davon profitieren in gleichem Maße der Athlet sowie der Trainer.

Die Analyse der trainingssensitiven medizinischen Blutparameter scheint nicht nur angesichts ihrer unzureichenden Aussagekraft, sondern auch wegen des hohen zeitlichen Aufwandes bei der Erhebung fragwürdig. Dennoch scheint eine Verzahnung von Sportmedizin, Sportpsychologie und Trainingswissenschaft für tieferegehende Analysen unverzichtbar. Denkbar wären zunächst als weitere Parameter die Belastungsnormative aus der Trainingsdokumentation. Hier ist allerdings eine gründliche und einheitliche Dokumentation des Athleten und/oder Trainers Grundvoraussetzung für weitergehende Studien. Bei einer größeren Anzahl an Prädiktoren sollte es dann möglich sein, diejenigen Parameter des Leistungszustands zu quantifizieren, die den Zustand der Topform hervorrufen.

4.2.2 Trainingswirkungsanalyse im Vergleich - Analyse von Trainingsaufzeichnungen aus dem Schwimmsport

In der Trainingswissenschaft veröffentlichten HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000; 2001) die ersten Trainingswirkungsanalysen mithilfe von Neuronalen Netzwerken. Ziel war der Einsatz eines neuronalen Modells (Multilayer-Perceptron) zur retrospektiven Vorhersage von Wettkampfleistungen. In den beiden Untersuchungen handelte es sich um eine Einzelfalluntersuchung einer weiblichen Hochleistungssportlerin aus dem Schwimmsport. Die beiden Athletinnen waren zum damaligen Zeitpunkt in der A-Nationalmannschaft und gehörten der gleichen Mannschaft an. In dem Artikel von 2001 konnte die Leistung bei den Olympischen Spielen bis auf fünf hundertstel Sekunden bestimmt werden. Ein Ergebnis, welches im Rahmen dieser Arbeit durch einen weiteren Datensatz aus dem Schwimmsport repliziert wird.

(1) Untersuchungsmethodik

Für die Untersuchung lagen Trainings- und Wettkampfaufzeichnungen einer 13-jährigen Athletin über einen Zeitraum von 250 Wochen mit insgesamt 85 Wettkämpfen vor. Im Verlauf des Untersuchungszeitraums gelangen der Athletin die Qualifikation zu den Jugend-Europameisterschaften sowie die spätere Aufnahme in die A-Nationalmannschaft.

In dem ersten in dieser Arbeit verwendeten Modell wurde die Architektur aus der Untersuchung von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2001) übernommen. Das dreilagige Multilayer-Perceptron enthielt zehn Neuronen gemäß der Belastungsbereiche aus zwei Wochen in der Eingabeschicht³⁹, zwei Neuronen in der verdeckten Schicht und ein Neuron zur Modellierung des Wettkampfergebnisses in der Ausgabeschicht (Abb. 4-9). Die Einstellungen der Parameter wurden ebenfalls beibehalten⁴⁰. Insgesamt wurde ein Netz für die zwei Wochen direkt vor dem Wett-

³⁹ Die fünf Neuronen für eine Woche repräsentieren die Grundlagenausdauer GA 1, leicht oberhalb der aeroben Schwelle (2-3 mmol/Laktat); die Grundlagenausdauer GA 2, an und leicht über der anaeroben Schwelle (4-6 mmol/Laktat); anaerobes Schnelligkeits- und Schnelligkeitsausdauertraining S/SA (6-20 mmol/Laktat); Krafttraining an Land und allgemeines Konditionstraining an Land.

⁴⁰ Die Transferfunktionen der Eingabe- und Ausgabeschicht waren linear, in der verdeckten Schicht wurde der Tangens-Hyperbolicus verwendet. Als Lernverfahren wurde der Backpropagation-Algorithmus mit zufäl-

kampf (Taperphase) sowie ein Netz für die dritte und vierte Woche vor dem Wettkampf (Hochbelastungsphase) trainiert. Ziel war die retrospektive Prognose der 100-m-Freistilleistung.

Da der vorliegende Datensatz für die Analyse ausreichend groß war, konnte abweichend zu den Netzen von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000; 2001) auf das Vortraining des Netzes mithilfe eines Datensatzes einer anderen Schwimmerin der gleichen Trainingsgruppe verzichtet werden und durchgehend die Daten einer Person verwendet werden.

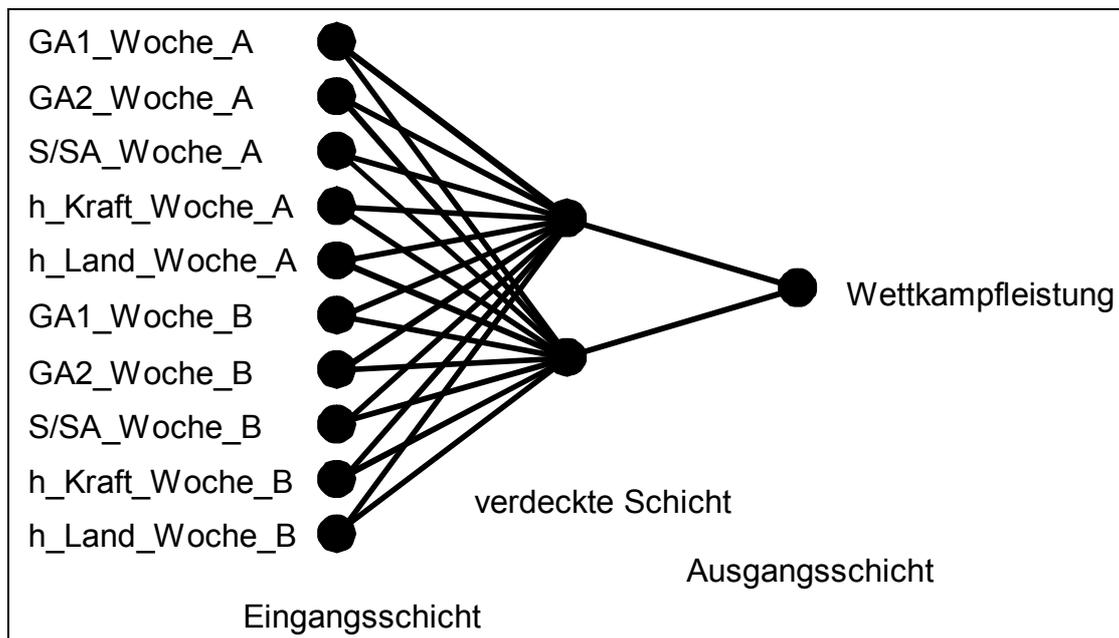


Abb. 4-9: Neuronenmodell (HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG, 2001)

Zur Überprüfung des wochenweisen Einflusses der Trainingsparameter auf die Wettkampfleistung über 100-m Kraulschwimmen wurde zusätzlich ein weiteres Neuronales Netz erstellt. Dafür wurden sechs Eingabeneuronen (fünf Neuronen für die Belastungsnormative nach SCHRAMM (1987)⁴¹ und ein Neuron für das Alter),

liger Präsentationsreihenfolge der Trainingsmuster eingesetzt. Die Gewichtsinitialisierung der Synapsen erfolgte ebenfalls zufällig innerhalb des Wertebereichs -0.1 bis $+0.1$. Die Lernrate des Netzes betrug 0.1 bei einem Gewichtsdecay von 0.999999 .

⁴¹ Dabei handelt es sich um die Grundlagenausdauer 1 und 2, Schnelligkeit, wettkampfspezifische Ausdauer und Kompensation.

fünf Neuronen in der verdeckten Schicht und ein Ausgabeneuron verwendet. Es lagen insgesamt 45 Wettkampfergebnisse samt Trainingsprotokollierungen vor.

Ein drittes Neuronales Netz, das den Durchschnitt aus den Trainingsparametern der Taper- und Belastungsphase berücksichtigen sollte, führte zu einer 5-2-1 Architektur (fünf Eingabeneuronen, zwei Neuronen in der verdeckten und ein Neuron in der Ausgabeschicht).

Zu Beginn jeder Modellierung entsprachen die Parametereinstellungen denen aus der Untersuchung von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2001). Im weiteren Verlauf kam es dann zu Modifikationen bei der Transferfunktion, der Lernrate und den Gewichtsdecays.

(2) Untersuchungsergebnisse

Obwohl für jede der hier genannten Untersuchungen eine gut dokumentierte und umfangreiche Trainingsdokumentation vorlag und die Leistungsvorgaben zudem vom Trainer auf ihre Richtigkeit überprüft wurden, konnte kein Modell die Wettkampfleistung über 100-m Freistilschwimmen zufrieden stellend prognostizieren (Tab. 4-5).

Netzarchitektur und Netzmodell	Mittlerer Fehler (in Punkten)	Standardabweichung (in Punkten)
10-2-1		
2-wöchige Taperphase	45.71	38.56
2-wöchige Belastungsphase	47.60	41.15
6-5-1		
Letzte Woche	37.22	34.09
Vorletzte Woche	38.25	29.00
5-2-1		
Durchschnitt aus Belastungsphase	46.68	40.82
Durchschnitt aus Taperphase	40.87	37.77

Tab. 4-5: Ergebnisse unterschiedlicher Netzmodelle bei einer vergleichenden Trainingswirkungsanalyse

(3) Diskussion

Da in den beiden Untersuchungen von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000; 2001) und der vorliegenden Studie das gleiche Neuronale Netzwerk zu Grunde gelegt wurde, liegt es nahe, die Ursachen für die unzureichende Prognose in einem ersten Schritt außerhalb der Methode zu suchen.

Unter synergetischen Gesichtspunkten liegen den Untersuchungen zwar die gleichen „Systeme“ in Form einer Schwimmsport-Athletin zu Grunde, jedoch mit jeweils unterschiedlichen *Systemzuständen*. Es ergeben sich Unterschiede hinsichtlich des Alters (17 Jahre vs. 13 Jahre) und des sportlichen Entwicklungsstandes (A- vs. C-Kader). Dies wirkt sich besonders im Zusammenspiel der Prädiktoren (Trainingsparameter, psychologische Variablen etc.) auf das Kriterium (Wettkampfleistung) aus. Durch die längere Trainingspraxis haben ältere Athletinnen in der Regel ein besseres Körpergefühl für Trainingsreize entwickelt; genauso wie sie durch eine längere Wettkampfpraxis besser auf den hohen Erwartungsdruck vor Saisonhöhepunkten vorbereitet sind. Das System zeichnet sich durch einen hohen Grad der Ausdifferenziertheit seiner Systemteile aus. Die Sensitivität gegenüber Variationen der Anfangsbedingungen ist gering. Deshalb gelingt es erfahrenen Athletinnen trotz Störungen bis zu einem gewissen Grad besser, ein stabiles Leistungsniveau (Attraktor) zu erreichen. Ein Umstand, der keineswegs nur positiv zu bewerten ist. So lassen sich beispielsweise einmal eingeschliffene technische Fehler in der Regel nur mit großem zeitlichen Aufwand korrigieren.

Einen Einfluss auf die Entstehung eines stabilen Musters übt ebenso der *Aktivitätsgrad der Kontrollparameter* aus. Es wurden zwar die gleichen Prädiktoren verwendet, doch der Vergleich der Trainingskennziffern mit den Wettkampfwerten zeigte bei der jüngeren Athletin große Abweichungen. Allein aufgrund der Trainingsdaten waren die Wettkampfergebnisse nicht zu erklären. Nach dem Modell der Adaptationsreserve von MARTIN, CARL & LEHNERTZ (1993) haben junge Sportler ihr Potenzial noch nicht vollständig ausgereizt. Der Spielraum für eine angestrebte Spitzenleistung hängt von der genetisch festgelegten Adaptationskapazität ab und unterliegt dem Quantitätsgesetz des Trainings, wonach auf höherem Leistungsniveau zunehmend größere Belastungssteigerungen zur Leistungssteigerung notwendig sind. Anders stellt sich das Bild bei den Athletinnen in den Untersuchungen von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000; 2001) dar: Dort weisen die Trainingskennziffern abhängig von der Saisonplanung eine gewisse Konstanz auf. Es handelt sich um erfahrene Athletinnen, die zum jeweiligen Saisonhöhepunkt ihre Bestleistung abrufen.

Im Zusammenhang mit der Methode eröffnet sich bei näherer Betrachtung der Kontrollparameter eine weitere Einflussmöglichkeit des Systemverhaltens. Die Verwendung der gleichen Prädiktoren unterstellt, dass sie für beide Systeme die gleiche Relevanz besitzen. Es ist aber durchaus denkbar, dass im Fall der jüngeren Athletin *zusätzliche oder andere Prädiktoren* das Systemverhalten (hier das zukünftige Leistungsniveau) beeinflussen. Bereits in der Untersuchung zu der intraindividuellen Leistungskontrolle (Kapitel 4.2.1) konnte gezeigt werden, dass neben trainingspraktischen auch psychologische Aspekte gewinnbringend in der Diagnostik eingesetzt werden können. Durch die Aufnahme von sozialen oder psychologischen Faktoren bietet sich ein qualitativ höherwertiger Lösungsansatz an. Diese Vorgehensweise übersteigt zwar die gängige Trainingsdokumentation, dem Deutschen Schwimmverband ist dieses Problem aber hinlänglich bekannt. In mehreren Veröffentlichungen weist RUDOLPH (2000; 2002a) darauf hin, dass der Anschluss von jugendlichen Spitzenathleten an die nationale Spitze mit Beginn des Erreichens der offenen Klasse in der überwiegenden Zahl nicht geschafft wird. Als Ursache werden die mangelnde Berücksichtigung körperbaulicher Voraussetzungen, frühzeitige Spezialisierung und der hohe Erwartungsdruck seitens des sozialen Umfelds genannt. Diese Beobachtung wird hier durch die jüngere Athletin bestätigt, bei der erst nach einer dreijährigen, durch Diskontinuität geprägten Aufbauarbeit, die erneute Aufnahme in die A-Nationalmannschaft gelang. Inwieweit dieser Fall hier eine Prognose zulässt, bleibt angesichts der fehlenden Daten jedoch offen.

4.3 Nichtlineare Methoden in der Talentforschung

Im Rahmen einer Talentauswahl haben sich in den letzten Jahren angesichts der Tragweite der Entscheidungen einige Leitsätze herausgebildet:

- Bei der Auswahl der Prädiktoren spielt der Entwicklungsstand des Athleten unter anderem durch die Aufnahme des biologischen, kalendarischen und des Trainingsalters durchweg eine Rolle.
- Man versucht die Zugangs- und Fördermöglichkeiten möglichst lange offen zu halten, damit Späentwickler und Quereinsteiger nicht von vornherein ausgeschlossen werden.
- Der Begriff der „kontinuierlichen Negativauslese“ hat sich durchgesetzt. Dabei werden anfangs große Gruppengrößen toleriert, die dann im Verlauf weiterer in regelmäßigen Abständen stattfindenden Selektionen zunehmend kleiner werden. Für die Auswahl von Kadern zur Teilnahme an internationalen Wettkämpfen ist eine derartige Vorgehensweise angesichts fest vorgegebener Startplätze jedoch in Deutschland nicht vorstellbar.
- Eine zu frühe Spezialisierung gilt mittlerweile als überholt. An erster Stelle steht die Suche nach „Allroundbegabten“, die sich dann im Laufe ihrer sportlichen Karriere immer weiter auf eine Disziplin spezialisieren.
- Eine zeitgemäße Talentauswahl berücksichtigt die von THIESS (1979) sowie HOHMANN & CARL (2002) angesprochenen vier Indikatoren: individuelles Leistungsfähigkeitsniveau, Tempo der sportlichen Leistungsentwicklung, Utilisation der zur Verfügung stehenden Ressourcen und sportliche Belastungsverträglichkeit.

Die Talentforschung und die trainingswissenschaftliche Diagnostik haben ihren Schnittpunkt im Bereich der Talentauswahl, insbesondere auf den Gebieten der Talentdiagnose und Talentprognose. Bisher wurden Talentfragen in der trainingswissenschaftlichen Diagnostik nicht weiter vertieft, was nicht so sehr auf inhaltliche Unstimmigkeiten, sondern vielmehr auf unterschiedliche zeitliche Dimensionen zurückzuführen ist. Talentauswahlfragen erfordern langfristige Analysen im Längs-

schnitt über mehrere Jahre auf der Basis von Teilleistungen. Das Ziel der retrospektiven Talentforschung ist es, von Spitzenleistungen im Hochleistungssport Merkmale zu extrahieren anhand derer sich bereits während der frühen Kindheit spätere Spitzensportler von „Untalentierten“ unterscheiden. Diese Vorgehensweise ist jedoch in gleicher Weise problematisch wie der Schluss von den juvenilen Prädiktoren auf das Kriterium. Zum einen ist der Zusammenhang zwischen Leistungswerten im Kindes- bzw. Jugendalter und den definitiven Werten im Erwachsenenalter nicht linear, zum anderen entzieht sich der dabei zu überbrückende Zeitraum von oftmals zehn und mehr Jahren einer soliden Analyse. Mit zunehmender Untersuchungsdauer wächst die Wahrscheinlichkeit, dass eine Merkmalveränderung auf eine wachsende Zahl von Einflussfaktoren zurückzuführen ist. Zudem kann sich die inhaltliche Validität der eingesetzten Untersuchungsmethode verändern, wenn der Test bedingt durch eine lange Untersuchungsdauer ein anderes Kriterium als das zu untersuchende überprüft. Angesichts des großen organisatorischen Aufwandes und der methodischen Schwierigkeiten (vgl. WENDLAND, 1984, 1986) liegen zur Talentauswahl nur wenige Untersuchungen vor (vgl. GABLER, 1976; SACK 1980; LETZELTER 1981; BÖS 1984). Nichtlineare Untersuchungen zu diesem Themenkomplex existieren nicht. Obwohl die Talentauswahl nicht Teil der hier behandelten trainingswissenschaftlichen Diagnostik ist, lassen sich dennoch einzelne Verfahren dafür verwenden. In erster Linie kommen die prozessdiagnostische Wettkampfanalyse und die intraindividuelle Leistungskontrolle in Frage. Zuvor wird jedoch der Talentbegriff im Hinblick auf spätere nichtlineare Untersuchungen präziser formuliert.

(1) Talentbegriff und Talentdefinition

Der Begriff Talent wird als hypothetisches Konstrukt⁴² verstanden, dessen Komplexität sich nicht nur in der vielfältigen Anzahl seiner Bestandteile äußert, sondern auch in deren Wechselwirkungen. Um sich nicht schon bei der Definition zu Guns-

⁴² Als hypothetisches Konstrukt wird ein Begriff verstanden, wenn er „nicht unmittelbar operational fassbar“ ist und „sich auf nicht direkt beobachtbare oder erschließbare Entitäten oder Eigenschaften bezieht“ (DORSCH 1994, 400). Hypothetische Konstrukte werden eingeführt, um etwas besser beschreiben, erklären und / oder voraussagen zu können. Sie haben ihren Ursprung im Denken und sind keine Realbegriffe.

ten eines Ansatzes⁴³ entscheiden zu müssen, werden Talentdefinitionen benutzt, die sehr offen formuliert werden. Alltagssprachlich wird das Wort Talent in zweierlei Hinsicht verwendet: Zur Bezeichnung einer Person („Sie / Er ist ein Talent“) oder einer Fähigkeit („Sie / Er hat Talent“). In der sportwissenschaftlichen Literatur kommt es ferner zu Überschneidungen mit den Begriffen Begabung und Eignung. Verwendet man Talent und Begabung synonym, so setzt dies eine Auffassung von „Talent als Anlage“ voraus, die die angeborenen Fähigkeiten als wesentliche Grundlage für Leistungsentwicklungen betrachten: „Begabung und Talent sind demnach Faktoren, die unabhängig von Umwelteinflüssen sind“ (KRÄMER, 1977, 5). Überwiegend wird Begabung jedoch als Oberbegriff zu Talent verstanden, sodass Talent eine „Spezial-Begabung als punktuelle Disposition für einen eng begrenzten Bereich aufgrund spezieller psycho-physischer Bedingungen“ (RÖTHIG et al., 1992, 61) ist. DORSCH (1994) verwendet den Begriff Begabung im Zusammenhang mit Intelligenz als „überdurchschnittliche intellektuelle Fähigkeiten“ und Talent als „überdurchschnittliche Begabung“. Folglich finden sich Talentierte seltener als Begabte. Zur Abgrenzung der Begriffe Talent und Eignung schreibt Dorsch dem Begriff Eignung eine quantitative Eigenart zu, die durch bestimmte Messmethoden das Talent messbar macht. SCHNABEL & THIESS (1993, 231) präzisieren:

„Sportliche Eignung ist an die Erfüllung von Anforderungen gebunden, die sich an Leistungen orientieren. Bewertet wird sie durch den Vergleich individueller Leistungsvoraussetzungen mit objektiven Anforderungen an die Leistungsfähigkeit.“

Andere Autoren (vgl. SINGER, 1981; CARL, 1988; SEHLBACH, 1995; JOCH, 2001) verstehen Eignung im Sinne von RÖTHIG et al. (1992, 61) als „spezielle Begabung als Grundlage einer überdurchschnittlichen Leistungsentwicklung, auch im motorischen und sportlichen Bereich“. Im Gegensatz zum Talent- und Begabungsbegriff stehen beim Eignungsbegriff nicht die angeborenen Leistungsdispositionen, sondern die erworbenen Leistungsmerkmale im Vordergrund.

⁴³ Der Expertiseansatz eröffnet über eine retrospektive Analyse die Möglichkeit, die für zukünftige Spitzenleistungen erforderlichen endogenen Leistungsdispositionen und exogenen Leistungsbedingungen herauszufiltern. Dabei werden die Daten von bereits erfolgreichen Spitzensportlern untersucht und geprüft, ob die dabei gewonnenen Erkenntnisse sich auf Sportler übertragen lassen, die noch am Anfang ihrer Karriere stehen (Novizen). Einen anderen Weg beschreitet der Begabungsansatz, bei dem es um die zukünftige Prognose sportlicher (Spitzen-) Leistungen auf der Basis juveniler Leistungs- und Fähigkeitsausprägungen geht.

In der Sportwissenschaft hat sich der Talentbegriff während der letzten 30 Jahre immer weiter verfeinert. Die Palette reicht von einer anfangs engen Begriffsauffassung als Person mit überdurchschnittlichen Leistungen (vgl. LETZELTER, 1981) oder Leistungszuwachsraten (vgl. SIRIS, 1974; KUPPER, 1990) bis hin zu einer weiten Auffassung (vgl. SINGER, 1981; CARL, 1988; JOCH, 2001), bei der zusätzlich körperliche, motorische und psychische Dispositionen, die Leistungsbereitschaft sowie soziale und materielle Umweltbedingungen berücksichtigt wurden. Eine zusätzliche Erweiterung erfuhr der Talentbegriff hinsichtlich seiner perspektivischen Ausrichtung, bei der der Prozesscharakter sowie die zukünftige Finalleistung mit in die Definition einfließen und damit den Übergang von einer statischen zu einer dynamischen Betrachtungsweise darstellen. Zuletzt vereinten HOHMANN & SEIDEL (2005, i. D.) sämtliche genannten Aspekte (statische und dynamische sowie enge und weite) in einer einzigen Talentdefinition:

„Als Talent im Spitzensport wird eine Person bezeichnet, die (1.) unter Berücksichtigung des bereits realisierten Trainings im Vergleich mit Referenzgruppen ähnlichen biologischen Entwicklungsstandes und ähnlicher Lebensgewohnheiten überdurchschnittlich sportlich leistungsfähig ist, und bei der man unter Berücksichtigung personinterner (endogener) Leistungsdispositionen und realisierbarer exogener Leistungsbedingungen prospektiv annimmt oder mathematisch-simulativ prognostiziert, dass sie in einem nachfolgenden Entwicklungsabschnitt sportliche Spitzenleistungen erreichen kann, die (2.) sportliche Spitzenleistungen bereits erreicht hat.“

Gemäß dieser Definition beinhalten aktuelle Talentdefinitionen immer einen prognostischen Aspekt: Der Athlet ist nach der Analyse seiner derzeitigen Fähigkeiten und Fertigkeiten in der Lage, zukünftig Spitzenleistungen zu erreichen. Im Bewusstsein der damit verbundenen Störfaktoren wird das Erreichen als eine hypothetische Möglichkeit angesehen. Um aber als Grundlage für eine mathematische Simulation zu dienen, müssen derartige Definitionen noch weiter erläutert werden. Dies umfasst eine

- präzise Quantifizierung der endogenen Leistungsdispositionen und exogenen Leistungsbedingungen, die je nach Sportart oder Disziplin innerhalb einer Sportart eine andere Bedeutung oder unterschiedliches Gewicht haben können;
- Formalisierung und Quantifizierung des familiären Lebensumfeldes, in dem spätere Höchstleistungen erbracht werden;

- genormte Angabe zu dem Begriff „überdurchschnittlich sportlich leistungsfähig“, der bisher abhängig vom Untersucher verschieden verstanden wurde (vgl. KOVAR, 1981; MATSUDO, 1996; LJACH, 1998);
- Festlegung der Methoden, mit denen zukünftige Spitzenleistungen prognostiziert werden sollen.

(2) Indikatoren sportlichen Talents

Da die obige Talentdefinition noch keine Handlungsanweisung beinhaltet, mit der Talente ausgewählt werden können, erfolgt mit der Zuwendung zu den diagnostischen Kriterien bzw. Indikatoren eine weitere vertiefte inhaltliche Auseinandersetzung mit dem Talentbegriff. Unter die diagnostischen Kriterien werden das individuelle Leistungsfähigkeitsniveau, das Tempo der sportlichen Leistungsentwicklung, die Ausnutzung (Utilisation) der zur Verfügung stehenden Ressourcen und die sportliche Belastungsverträglichkeit zusammengefasst (vgl. THIESS, 1979; HOHMANN & CARL, 2002).

Das *individuelle Leistungsfähigkeitsniveau* lässt sich über Wettkämpfe oder standardisierte Tests bestimmen und über eine interindividuelle Leistungskontrolle in Bezug zu anderen Leistungen setzen. Obwohl Wettkampf- und Testdaten objektiv und transparent sind, lassen sich ausgehend vom aktuellen Leistungsniveau keine eindeutigen Aussagen über zukünftige Spitzenleistungen machen. Die Ursachen für diese Ungewissheit sind vielfältig. Unter anderem sind dafür das unvollständige Basismaterial, das komplexe Zusammenwirken einer großen Zahl von verschiedenen Faktoren sowie komplizierte Wechselwirkungen zwischen Athlet und Umwelt verantwortlich. Zusammenfassend erläutert ZADEH (1973, 28):

„(...) as the complexity of a system increases, our ability to make precise and yet significant statements about its behavior diminishes until a threshold is reached beyond which precision and significance (or relevance) become almost mutually exclusive characteristics.”

Das *Tempo der sportlichen Leistungsentwicklung* bezieht sich bisher nur auf den spezifischen Leistungsanteil durch das Training. Die Zuwachsraten beinhalten aber auch einen unspezifischen Anteil, der sich aus den Alltagsanforderungen auf der Grundlage der anlagebedingten sportmotorischen Fähigkeitsdispositionen (HOHMANN & CARL, 2002) zusammensetzt. Dieser Aspekt berührt eine der Kernfra-

gen der Sportwissenschaft: Werden Spitzensportler geboren oder gemacht? Sportwissenschaftler mit einer sportmedizinischen ausgeprägten Forschungsrichtung haben sich verstärkt mit Fragen der Heredität befasst und versucht, einen Zusammenhang zwischen genetisch bedingten Merkmalen und Leistungsunterschieden herzustellen (vgl. SINGER & JANELLE, 1990; BOUCHARD, MALINA & PÉRUSSE, 1997). Dem gegenüber sehen die Vertreter des „Deliberate Practice“ (vgl. CHASE & SIMON, 1973; ERICSSON, KRAMPE & TESCH-RÖMER, 1993; ERICSSON, 1996) die Ursache für spitzensportliche Leistungen in der Qualität und den Inhalten des Trainings begründet. Die in der Sportwissenschaft als Nature-Nurture-Konflikt eingegangene Frage, was innerhalb eines Fähigkeitskomplexes angeboren und was erworben wurde, lässt sich bisher noch nicht eindeutig beantworten, da keine ausreichenden Kenntnisse vorliegen. Neuronale Netze könnten insofern neue Erkenntnisse liefern, indem durch ihre Optimierungsverfahren wie das Pruning beim Multilayer-Perceptron diejenigen Merkmale eliminiert werden, die keinen oder nur einen sehr geringen Bezug zum Kriterium haben. Bei den Selbstorganisierenden Karten nach Kohonen kann der Einfluss der Prädiktoren auf das Kriterium unmittelbar am Neuron abgelesen werden (s. Abb. 4-7, Kapitel 4.2.1). Somit sind Rückschlüsse auf die Qualität des Merkmalraums möglich. Bei der Bestimmung der sportlichen Leistungsentwicklung kommt erschwerend hinzu, dass intraindividuelle Verzögerungen und Beschleunigungen in bestimmten Abschnitten der sportmotorischen Entwicklung existieren, ebenso wie es durch Akzeleration und Retardation interindividuelle Unterschiede im sportmotorischen Entwicklungsstand der Nachwuchssportler gibt. Derartige Einflüsse lassen sich nur durch Verkürzung der Analysezeiträume aufdecken.

Unter Verwendung eines weiten dynamischen Talentbegriffs finden auch exogene Leistungsbedingungen zur Ermittlung des Eignungsgrades Berücksichtigung (Abb. 4-10). Noch nicht empirisch ausreichend erforscht ist die Frage nach dem *Anteil und der Höhe der bei einer Leistung eingesetzten Ressourcen*. HOHMANN & SEIDEL (2005) folgen in ihrer jüngsten Veröffentlichung und eigenen Untersuchungen (SEIDEL & HOHMANN, 2002) den Annahmen von JANKE (1984). Danach werden überdurchschnittlich hoch ausgeprägte Leistungsvoraussetzungen auch in eine hö-

here Wettkampfleistung umgesetzt, während dies weniger talentierten Sportlern nicht gelingt.

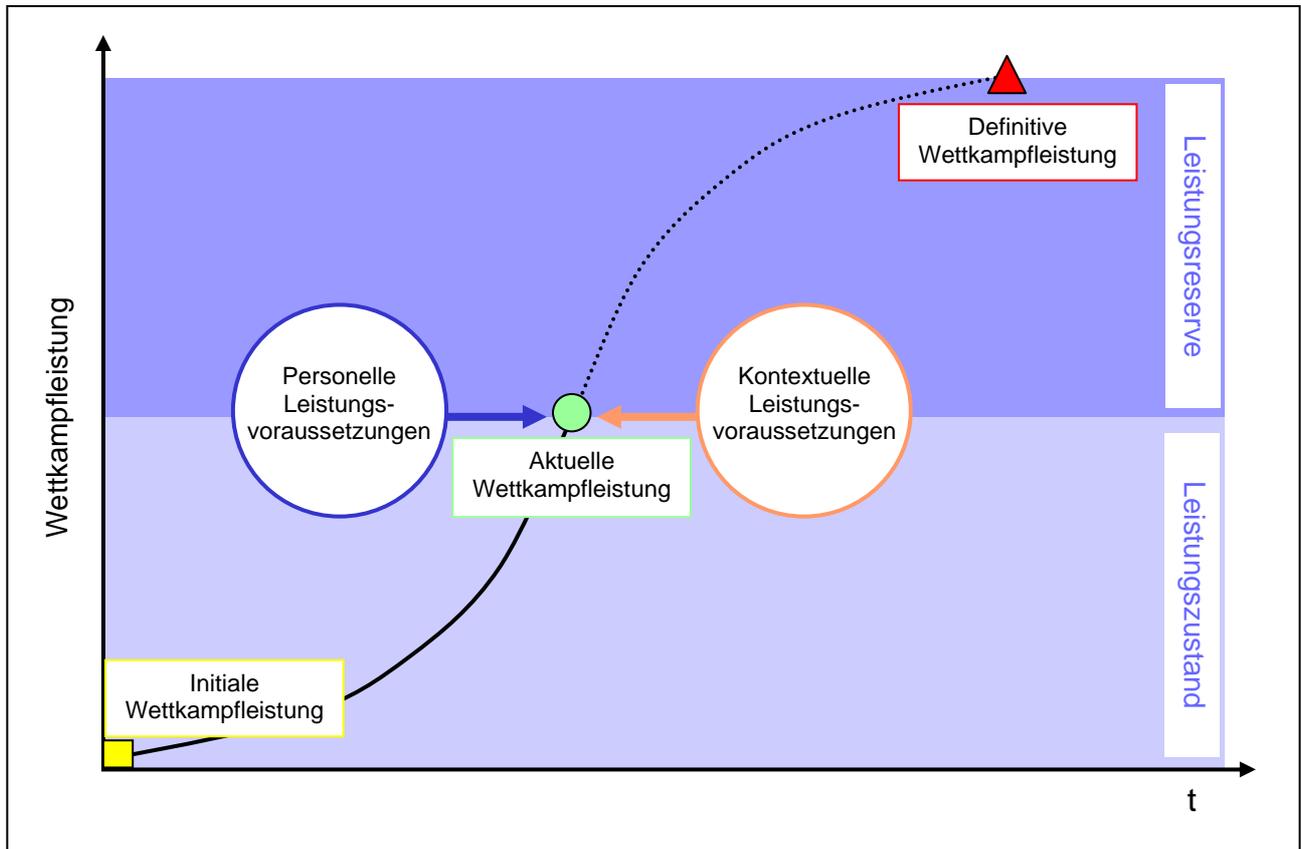


Abb. 4-10: Prozessorientiertes Talentmodell unter Einbeziehung eines weiten und dynamischen Talentbegriffs und unter Berücksichtigung des Verhältnisses von aktueller und zukünftiger bzw. definitiver Wettkampfleistung (SEIDEL, 2004, 14)

Obwohl KUPPER (1993, 3) diese Frage zuletzt auf das Minimax-Prinzip verdichtet - „Nicht die höchsten Ausprägungen von Leistungsvoraussetzungen sind Indikatoren des sich entwickelnden Talents, sondern die geringsten Ausprägungen von Leistungsvoraussetzungen sind Kennzeichen großer Entwicklungsmöglichkeiten.“ - deckt sich in einer älteren Veröffentlichung seine Position in weiten Teilen mit der Hohmanns:

„Individuelle Entwicklungsmöglichkeiten sind dann groß, wenn vom Sportler bereits ein den künftigen Trainingsanforderungen entsprechendes ausreichendes Niveau in der sportlichen Leistungsfähigkeit sowie in der Ausprägung der Leistungsfaktoren erreicht ist und die vorwiegend biologisch bedingten entwicklungsrelevanten Merkmale relativ gering ausgeprägt sind“ (KUPPER, 1976, 65).

In beiden Fällen wird die aktuelle sportmotorische Teilleistung zu einer idealen Leistungsnorm in Beziehung gesetzt. Doch verhalten sich Talente normgerecht? LETZELTER (1981, 39) wies bereits auf diesen Widerspruch hin, als er die „Forderung nach Typisierung der theoriegeleiteten Informationsreduktion auf der einen, nach Individualisierung auf der anderen Seite“ als Dilemma kennzeichnete. Mit fortschreitender Qualifizierung fällt auf, dass sich die Leistungswerte in den Teilqualifikationen von Spitzenathleten nur noch wenig unterscheiden und mangelnde Fähigkeiten kompensiert werden. Unter diesen Gesichtspunkten wird es zunehmend schwieriger Talente zu finden. Durch den Vergleich von allgemeinen konditionellen Fähigkeiten mit der Wettkampfleistung haben HOHMANN & SEIDEL (2003) die Utilisation im Kraulsprint nur für sehr allgemeine Leistungsmerkmale nachweisen können. Die Trainingswirkungsanalyse von HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000) aus Kapitel 4.2.2 lieferte erste Anhaltspunkte für den Ausnutzungsgrad von Eingabeparametern. Die „unechte“ Prognose setzte die Trainingsparameter mit der Wettkampfleistung in Beziehung. Durch eine gezielte Veränderung einzelner Trainingsparameter ist nun nachträglich deren Einfluss auf die Wettkampfleistung quantifizierbar⁴⁴. Neben der Trainingswirkungsanalyse ist eine derartige Vorgehensweise ebenso bei einer intraindividuellen Leistungskontrolle denkbar, wobei die Prädiktorvariablen sich keineswegs nur auf Trainingsparameter beschränken müssen.

Die Analyse und Beurteilung der sportlichen *Belastungsverträglichkeit* ist von den vier Talentindikatoren die am schwersten zu lösende Aufgabe. Dabei nimmt sie eine nicht zu unterschätzende Rolle bei der Leistungsentwicklung ein, denn das gesundheitliche Wohlbefinden ist die Voraussetzung für eine langfristige erfolgreiche Entwicklung. Eine der Ursachen für Stagnationen und Drop outs sind Überbelastungen, die durch eine zu frühe Spezialisierung und/oder langfristig zu hohe Trainingsvolumina zustande kommen (vgl. FREITAG, 1997; BRÜGGEMANN & KRAHL, 2000). Eine Analyse der möglichen Ursachen wird zudem dadurch erschwert, dass

⁴⁴ HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG (2000) konnten in ihrer Untersuchung durch Erhöhung des Kilometerumfangs im Grundlagenausdauerbereich in der hochbelastenden Phase (drei bis vier Wochen vor dem Wettkampf) eine Verbesserung der Wettkampfleistung aufzeigen.

die Trainingsabläufe im Nachwuchsbereich seitens der Trainer und Athleten nicht sorgfältig dokumentiert werden und seitens des Verbandes uneinheitliche Rahmentrainingspläne vorliegen (vgl. GÜLLICH & EMRICH, 2004). Angesichts der Einzigartigkeit der verschiedenen Einflussfaktoren (Trainingsort, Unterstützung der Eltern etc.) empfehlen sich Einzelfallanalysen, wie sie unter nichtlinearem Aspekt bereits in Kapitel 4.2 mit dem LEIPOT-Modell von MESTER & PERL (2000) vorgestellt wurden. Die nachfolgende „unechte“ Prognose von Wettkampfleistungen greift einen Baustein der Talentauswahl auf und analysiert ihn unter nichtlinearen Gesichtspunkten.

4.3.1 Prozessdiagnostische Wettkampfanalyse - Das Multilayer-Perceptron bei der Prognose von Wettkampfleistungen

Auswahlentscheidungen sind Vorgänge, mit denen ein Athlet kontinuierlich in seiner Laufbahn konfrontiert wird. In der Regel sind es einfache Ja-Nein-Zuweisungen, die kurzfristig über den aktuellen Spieleinsatz oder langfristig über den weiteren sportlichen Karriereverlauf entscheiden. Bei der Auswahl von Personen für Kader oder Mannschaften ist noch ungeklärt, ob man sich an dem Besten der jeweiligen Altersklasse, an den drei Erstplatzierten oder den Finalteilnehmern (in der Regel die ersten Acht) ausrichtet. Nach LETZELTER (1981, 39) gestattet die „Homogenität der Weltklasse relativ große Kompensationseffekte“, was eine Prognose im Hochleistungsalter erschwert. Im Nachwuchsbereich ist die Situation angesichts unterschiedlicher Entwicklungsgeschwindigkeiten kaum weniger problematisch. Dort kommt es zu einem Aufeinandertreffen von echten, d. h. stabilen interindividuellen Leistungsunterschieden mit vorläufigen Unterschieden, die auf das individuelle Wachstumstempo zurückgehen. Allgemein muss festgehalten werden, dass derzeit in den meisten Sportarten kein Algorithmus existiert, der einigermaßen sicher entscheidet, ob Sportler zukünftige Spitzenleistungen erreichen können oder nicht. Angesichts ihrer Tragweite versucht man die Entscheidungen auf ein möglichst breites Fundament zu stellen und zieht neben empirisch-analytischen Untersuchungen auch subjektive Expertenurteile als Methoden heran. In den quantifizierbaren Sportarten werden Auswahlentscheidungen über Leistungsnormen oder Testbatterien operationalisiert. Die Festlegung von Leistungsnormen und Auswahl-

quoten orientiert sich an den Inhalten und Zielen der einzelnen Trainingsetappen und erfordert Kenntnisse über die etappenspezifischen Zusammenhänge und Wirkmechanismen. Ein derartiges Vorgehen findet sich bereits in der ehemaligen DDR, wo mit Ausnahme der Anfangseignungsbeurteilung alle eignungsdiagnostischen Verfahren auf die Beurteilung der Eignung im Prozess des Trainings in der jeweiligen Sportart gerichtet waren (vgl. KUPPER, 1976).

In den Ballsportarten sind Leistungen nicht so einfach quantifizierbar, da beispielsweise der Spieler mit den meisten Toren nicht zwangsläufig auch der beste Spieler ist. Hier werden Entscheidungen meist durch Experten getroffen, die anhand eines Kriterienkataloges überprüfen, ob ein Athlet die gewünschten Voraussetzungen erfüllt. Die Abkehr von Auswahlentscheidungen auf der Grundlage einer einzigen Maßzahl drückt sich ebenfalls in der Verwendung von homogenen Testbatterien aus. In ihnen wird ein Komplex von Anforderungen zur Beurteilung eines Athleten herangezogen. In beiden Fällen, Norm oder Testbatterie, werden die Erfolgswahrscheinlichkeiten aufgrund sportartspezifisch orientierter Anforderungskriterien ermittelt, wobei die Trennschärfe zwischen „geeignet“ und „nicht geeignet“ so hoch ist, dass die Wahrscheinlichkeit, einen vermeintlich guten Sportler nicht selektiert zu haben, sehr groß ist. Mathematisch-statistische Methoden wie die Fuzzy-Logic (vgl. ZINNER, 1994, BRECHTEL, ZINNER, KAUTZ, WOLFF & PATOTSCHKA, 2002) stellen durch „weiche“ Übergänge zwischen den Polen Eignung und Nicht-Eignung eine Alternative dar. Dennoch wies BÖS (1984, 126) auf die Fragwürdigkeit solcher Methoden hin, als er festhielt, dass „wissenschaftlich gesicherte empirische Befunde über Erfolgsquoten der unterschiedlichen Strategien zur Talentsuche und Talentauswahl Mangelware sind“. Eine Auswahlentscheidung ist demnach immer nur eine Wahrscheinlichkeitsschätzung. Die Auswahl von „Nicht-Geeigneten“ ist dagegen vergleichsweise unproblematisch. Im Verlauf weiterer Diagnostiken können Ungeeignete ausgemacht und entsprechend ihrer Fähigkeiten für eine andere Gruppe bzw. eine andere Sportart empfohlen werden. Eine derartige Vorgehensweise wird mit dem Begriff der kontinuierlichen Negativauslese verbunden.

(1) Untersuchungsmethodik

In der nachfolgend vorgestellten Untersuchung ist der ‚Zehlendorfer-Sichtungstest‘, der zehn motorische Einzeltests sowie zwei anthropometrische Werte umfasst, Ausgangspunkt für die Untersuchung. Mit Hilfe dieser Tests sollen möglichst frühzeitig geeignete Sportler erkannt und einer optimalen Förderung zugeführt werden. Motiviert wurde der „Zehlendorfer Sichtungstest“ durch die jährlich hohe Zahl an Schwimmanfängern, die im Gegensatz zu den begrenzten räumlichen Kapazitäten stand. Im Anschluss an den Eingangstest wurden in Wettkämpfen nach 6, 18, 30 und 42 Monaten die Leistungen in den Schwimmarten Brustschwimmen, Rückenschwimmen und Kraulschwimmen überprüft und entsprechend der Ergebnisse die aktuellen Gruppenzugehörigkeiten ermittelt.

Ziel der hier vorliegenden Untersuchung ist eine möglichst genaue „unechte“ Prognose der späteren Leistungsentwicklung im 50-m Rückenschwimmen zu verschiedenen Messzeitpunkten. Der Vergleich der mit linearen Methoden erhaltenen Ergebnisse dient der Validierung und ergänzt das hier verwendete Verfahren. Nichtlineare Verfahren können hier weiterhelfen, denn sie besitzen gegenüber linearen Verfahren den Vorteil, dass sie die im Leistungssport große Anzahl an Systemkomponenten und deren komplexe wechselseitige Beziehungen explizit berücksichtigen. Neuronale Netzwerke sind geeignet, rückgekoppelte Merkmalszusammenhänge zu erfassen und bei der Prognose zu berücksichtigen (vgl. HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG, 2000; HOHMANN, BÜGNER, KELLMANN, EDELMANN-NUSSER, & DÖBLER 2001; MESTER & PERL, 2000; PERL & MESTER, 2001).

Stichprobe und Messinstrumente

Für die Untersuchung standen Datensätze von 164 Athleten über einen vierjährigen Zeitraum zur Verfügung. Ein Datensatz besteht aus den Ergebnissen des Eingangstests sowie einer unterschiedlichen Anzahl an Wettkampfwerten. Da jährlich ein Eingangstest für die Neankömmlinge und ein Wettkampf für die bereits Trainierenden stattfanden, ergibt sich für die einzelnen Testpersonen eine unterschiedliche Anzahl an Daten (Abb. 4-11).

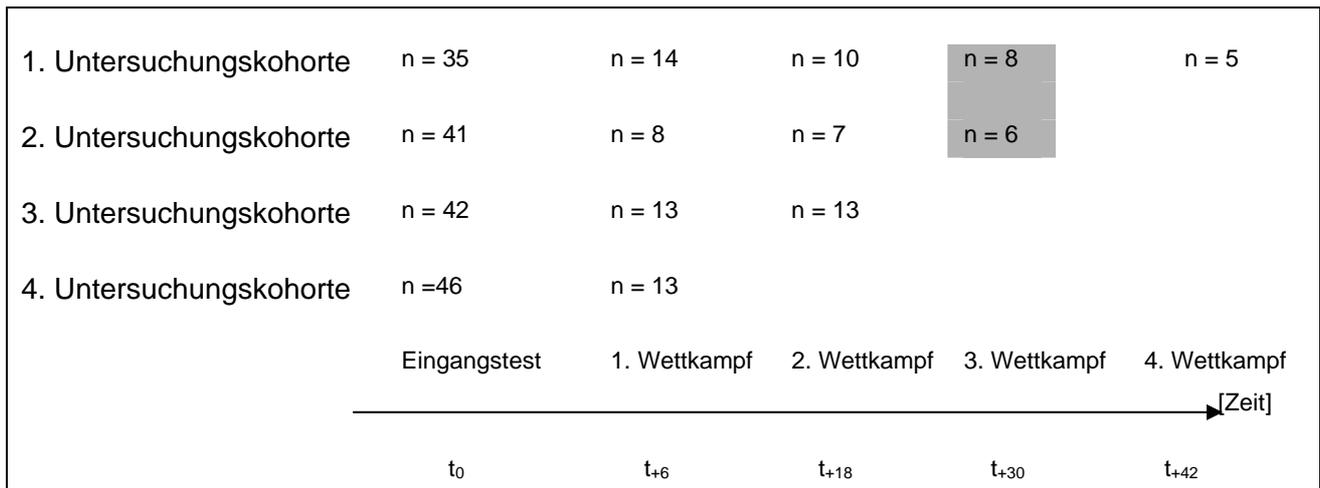


Abb. 4-11: Gruppengrößen zu verschiedenen Messzeitpunkten

Der Eingangstest setzt sich aus zehn sportmotorischen Tests (Kraul- und Rückentechnik, Kopfsprung, Atmung ins Wasser, Gleiten in Bauchlage, Gleiten in Rückenlage, Weittauchen, Grundschnelligkeit Kraul- und Rückenschwimmen über 8-m, 25-m Rückenschwimmen) sowie den Werten für die Körperhöhe und Körpermasse zusammen. Bei den Wettkampfwerten handelt es sich um die 50-m Zeiten in den Schwimmarten Brust-, Rücken- und Kraulschwimmen.

Die für die Untersuchung verwendete Stichprobe bestand aus 14 Schwimbern der ersten beiden Untersuchungsjahre, da nur hier Wettkampfergebnisse nach 6, 18 und 30 Monaten vorlagen.

Datenauswertung

Mithilfe eines Neuronalen Netzwerks wurden auf der Grundlage von fünf Tests (Kraul-Technik, Rücken-Technik, Gleitfähigkeit in Rückenlage, Schnelligkeit über 8-m in Rückenlage, Leistung über 25-m Rückenschwimmen) drei Analysen nach 6, 18 und 30 Monaten durchgeführt. Eine Analyse der Wettkampfleistung nach 42 Monaten musste angesichts der zu kleinen Gruppengröße ($n=5$) entfallen.

Als Neuronales Netz wurde ein Multilayer-Perceptron verwendet, da ein Multilayer-Perceptron in der Lage ist, Zuordnungen analoger Eingabe- und Ausgabemuster überwacht zu erlernen. Dies bedeutet hier, dass das Netz die Zuordnung zwischen

den Testergebnissen aus dem Eingangstest zum Zeitpunkt t_0 und der Wettkampfleistung nach 6 (t_1), 18 (t_2) und 30 (t_3) Monaten erlernen sollte.

Da der Datensatz relativ klein war, wurden für die Eingabeschicht fünf Neuronen entsprechend der Anzahl der ausgewählten Tests berücksichtigt. Für die verdeckte Schicht wurden zwei Neuronen verwendet. Die Ausgabeschicht besteht aus nur einem Neuron, da das Netz als einzigen Ausgabewert die jeweilige Wettkampfleistung bestimmen sollte. Für die verdeckte Schicht wurden zwei Neuronen gewählt, da zwei Neuronen die kleinste Anzahl von Neuronen darstellen, die man in einer verdeckten Schicht verwenden sollte, um Prozesse nachbilden zu können, die eine gewisse Komplexität aufweisen.

Das Netz wurde wie folgt konfiguriert: Die Transferfunktionen der Eingabe- und Ausgabeschicht waren linear, in der verdeckten Schicht wurde der Tangens-Hyperbolicus verwendet. Als Lernverfahren wurde der Backpropagation-Algorithmus mit zufälliger Präsentationsreihenfolge der Testleistungsmuster eingesetzt. Die Gewichtsinitialisierung der Synapsen erfolgte ebenfalls zufällig innerhalb des Wertebereichs -0.1 bis $+0.1$. Die Lernrate des Netzes betrug 0.1 bei einem Gewichtsdecay von 0.999999 .

Der gesamte Datensatz wurde, wie in der Theorie zu den Neuronalen Netzen beschrieben (Kapitel 3.3.3.1), in einen Trainingsdatensatz und Testdatensatz aufgeteilt. Da für die dritte Prognose nach 30 Monaten der vorliegende Datensatz für das Training des Netzes sehr klein war (14 Datensätze), konnte als Testdatensatz jeweils nur ein einziges Wettkampfergebnis mit zugehöriger Testprotokollierung verwendet werden. Um das Netz unter dieser Voraussetzung noch validieren zu können, muss jedes Wettkampfergebnis mit zugehöriger Protokollierung jeweils einmal als Testdatensatz dienen, die übrigen Datensätze werden dabei als Trainingsdatensatz verwendet.

Validierung

Bei der ersten Analyse für die Wettkampfleistungen nach sechs Monaten stehen dem Backpropagation-Netzwerk abzüglich des Testdatensatzes 163 Datenblöcke für das Vortraining und 47 für das Haupttraining zur Verfügung (Abb. 4-12). Als

Testdatensatz wird nacheinander einer von 14 Datensätzen derjenigen Sportler verwendet, die nach 30 Monaten eine Gruppe bilden (acht Sportler aus der 1. Untersuchungskohorte und sechs aus der 2. Untersuchungskohorte).

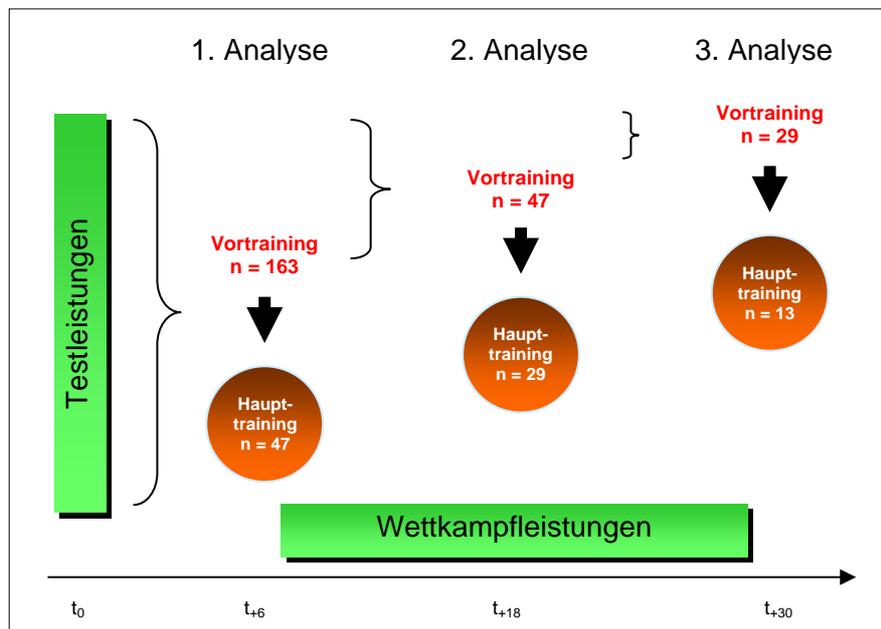


Abb. 4-12: Darstellung des Designs der drei Analysen nach 6, 18 und 30 Monaten

Der Validierungsprozess bestand aus folgenden vier Schritten:

1. Initialisierung (Vortraining) des Netzes mit zufälligen Synapsengewichten mit 163 Datenblöcken (ohne Testdatensatz) über 2.000 Trainingsschritte.
2. Weiteres Training des Netzes (Haupttraining) mit 47 Datensätzen (ohne Testdatensatz) bis zum Erreichen von 5.000 Trainingsschritten.
3. Abschließende Berechnung der Wettkampfleistung des Testdatensatzes auf der Basis der Testparameter dieses Datenblocks; Vergleich der vom Netz modellierten Wettkampfleistung mit der tatsächlich erzielten Wettkampfleistung.
4. Austausch des Testdatensatzes und Wiederholung der Schritte 1 bis 3.

Für die zweite Analyse wurde wiederum ausgehend von den fünf Tests aus der ersten Untersuchung (t_0) die Wettkampfleistung nach 18 Monaten prognostiziert. Hierbei wurde das Netzwerk mit 47 Athleten in ebenfalls 2.000 Schritten vortrainiert und anschließend mit den Werten von 29 Athleten weitere 3.000 Schritte zu Ende trai-

niert. Es finden wiederum 14 Durchläufe nach dem bereits beschriebenen Verfahren statt.

Der gleiche Ablauf aus Vor- und Haupttraining findet ebenfalls für die dritte Prognose statt, allerdings mit anderen Gruppengrößen (Vortraining mit n=29 und Haupttraining mit n=13).

(2) Untersuchungsergebnisse

Je länger der Prognosezeitraum war, umso präziser konnte die spätere Wettkampfleistung über 50-m Rückenschwimmen prognostiziert werden (Abb. 4-13).

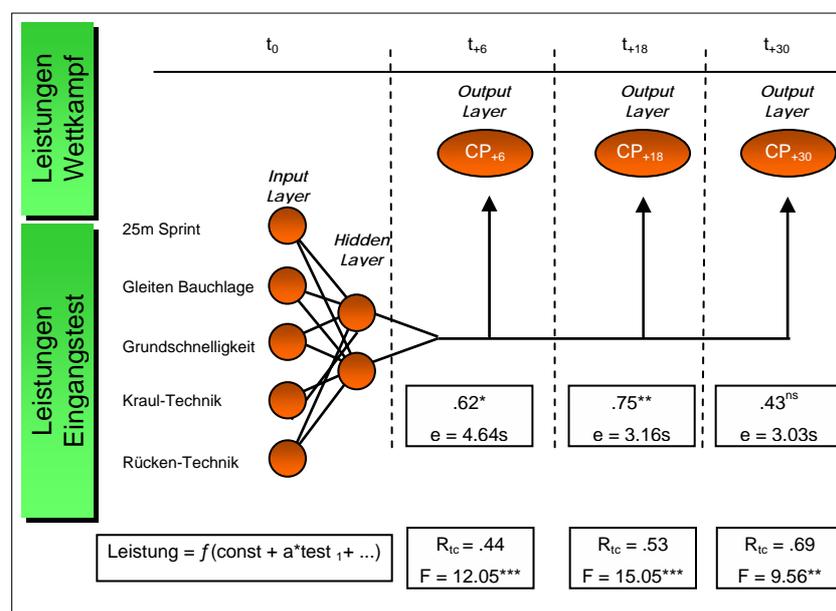


Abb. 4-13: Netztopologie und Ergebnisse der mit Hilfe linearer und nichtlinearer Methoden berechneten Leistungsprognosen („ns“: nicht signifikant; „*“: $p < 0.05$; „**“: $p < 0.01$; „***“: $p < 0.001$; „e“: durchschnittlicher Prognosefehler)

Für sechs Monate lag der durchschnittliche Schätzfehler bei $\pm 4,64s$, die nach 18 Monaten erbrachte Wettkampfleistung wurde mit $\pm 3,16s$ und die Wettkampfleistung nach 30 Monaten mit $\pm 3,03s$ geschätzt.

Die bivariate Korrelation zwischen den tatsächlich von dem Athleten erreichten Wettkampfergebnissen und den vom Netzwerk errechneten Ergebnissen ergibt eine aufgeklärte Varianz von 38.4 % für 6 Monate, 56.3 % für 18 Monate sowie 18.5 % für 30 Monate.

Um die Angemessenheit des angewendeten nicht-linearen Ansatzes besser beurteilen zu können, wurden die Analysen auf der Basis des linearen Ansatzes mithilfe der Methode der multiplen linearen Regression repliziert. Die multiple Regressionsanalyse führte zu einer Aufklärung der Varianz zwischen den Sichtungskriterien und den Wettkampfleistungen (19.4 % für 6 Monate, 28.1 % für 18 Monate und 47.6 % für 30 Monate). Ferner bleibt festzuhalten, dass bei dem linearen Verfahren oftmals nur ein oder zwei Sichtungskriterien einen signifikanten Zusammenhang mit der Wettkampfleistung aufzeigten (6 Monate: Grundschnelligkeit Rücken / Wettkampfleistung $r_{tc} = .46$; 18 Monate: Grundschnelligkeit Rücken / Wettkampfleistung $r_{tc} = .55$; 30 Monate: Grundschnelligkeit Rücken / Wettkampfleistung $r_{tc} = .53$, Körperhöhe / Wettkampfleistung $r_{tc} = .39$).

(3) Diskussion

Vorab bleibt festzuhalten, dass eine bessere Analyse durch die Auswahl der Gruppen verhindert wurde. Die Aufnahme in die Folgegruppe basierte nicht ausschließlich auf Leistungskriterien und war somit in einzelnen Fällen nicht nachvollziehbar.

Die nichtlineare Methode liefert zunächst zwei unterschiedliche Ergebnisse: Einerseits eine über den Zeitverlauf zunehmend bessere Vorhersage der Wettkampfwerte, andererseits eine für die dritte Prognose nicht signifikante Übereinstimmung zwischen der tatsächlichen Rangfolge der einzelnen Leistungen und der von dem Neuronalen Netz errechneten Rangfolge der Wettkampfleistungen.

Der erste Sachverhalt lässt im Allgemeinen einige Zweifel aufkommen, denn in der Regel wird mit längerer Zeitdauer eine Prognose ungenauer. Ein Blick auf die Methode liefert die Begründung. Die Datensätze für das Vor- und das Haupttraining wurden mit zunehmender Prognosedauer immer kleiner, weil das Multilayer-Perceptron zur Prognose auf die Wettkampfleistungen angewiesen ist. Die 50-m Rückenschwimmzeit liegt nach 18 Monaten nur in 48 und nach 30 Monaten nur in 30 Fällen vor, die übrigen Kinder wurden bereits ausgesiekt. Die kleineren Datensätze sind nun unter zwei Aspekten für das Ergebnis interessant: Zum einen wurde durch die Selektion ein homogener Datensatz geschaffen (die vermeintlich „schlechteren“ Schwimmer sind darin nicht mehr enthalten), der mit zunehmender

Zeitdauer bessere Prognosen des Netzwerks ermöglichte. Allerdings liefert das „Vorauslesen“ der Stichproben auch eine Information, die zu Testbeginn bei t_0 noch nicht in den Daten enthalten ist: Diese Kinder haben den Sprung in die jeweilige Gruppe bereits geschafft. Mit der Selbstorganisierenden Karte nach Kohonen besteht hier die Möglichkeit, aufgrund der Testleistungen zu überprüfen, welche Kinder sich nach 6, 18 oder 30 Monaten noch in der Gruppe befinden. Da aber primär die Prognose der späteren Leistungsentwicklung zu verschiedenen Messzeitpunkten aufgezeigt werden sollte, wurde dieses Dilemma im Sinne einer „unechten“ Prognose kenntlich gemacht.

Zusammenfassend konnte auf der Grundlage des Eingangstests die Leistungsentwicklung eines Athleten mit Hilfe eines Neuronalen Netzwerkes aufgezeigt werden. Die Aussage, wo genau ein Athlet im Vergleich zu den anderen Testkandidaten steht, war nur für die ersten beiden Untersuchungszeiträume möglich. Im Vergleich zwischen linearen und nichtlinearen Verfahren lieferte das letztere bessere Analyseergebnisse. Die Wettkampfergebnisse des Neuronalen Netzwerkes waren bei der Prognose nach 6 und 18 Monaten genauer.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Beim Einsatz von Neuronalen Netzen werden neben einer verteilten Struktur, die hochgradig parallele Implementierungen und Hardware-Realisierungen zulässt, vor allem die Lernfähigkeit, Assoziationsfähigkeit und Fehlertoleranz hervorgehoben (vgl. SERAPHIN, 1994). Dass sich bisher Neuronale Netze noch nicht vollständig als methodisches Instrumentarium durchgesetzt haben, liegt in der mangelnden Nachvollziehbarkeit ihrer Ergebnisse. Das Wissen wird in den Gewichten mehr oder weniger kodiert abgelegt (Black-Box-Verhalten) und die Berechnungsschritte sowie das Netzwerkverhalten sind vor der Ausführung mathematisch nicht vorhersagbar. Da die Güte eines Neuronalen Netzes im Wesentlichen vom vorangegangenen Trainingsprozess abhängt, bleibt die Konfiguration, Durchführung und Interpretation von Neuronalen Netzen Personen, die im Umgang mit ihnen vertraut sind, vorbehalten. Neuronale Netze sind ein in der Praxis häufig eingesetztes Instrumentarium (vgl. OJA, KASKI & KOHONEN, 2003). Die verschiedenen Typen bewältigen dabei unterschiedliche Aufgaben wie Mustererkennung, Mustervervollständigung, Bestimmung von Ähnlichkeiten zwischen Mustern und Daten – auch im Sinne einer Extrapolation oder Interpolation – und die automatische Klassifikation. Die Übertragung auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen war Gegenstand dieser Arbeit.

Für die Sportwissenschaft sind besonders die Verarbeitung von Daten unterschiedlicher Skalenniveaus und die adäquate Abbildung komplexer und vernetzter Zusammenhänge bei Neuronalen Netzen von Interesse. Dafür werden jedoch hohe Anforderungen an die Qualität und die Anzahl von Datensätzen gestellt. Beides hat sich im Laufe der Arbeit als problematisch herausgestellt.

Den trainingswissenschaftlichen Prozessen wird - wie vielen anderen natürlichen Phänomenen auch - ein chaotisches Verhalten zugeschrieben. Chaotisch deshalb, weil niemand vorhersagen kann, wie sich die Prozessabläufe über längere Zeit verhalten. Wie Beispiele aus der Chaosforschung (Laser, oszillierende chemische Reaktionen, Wetterphänomene etc.) belegen, können dennoch unter bestimmten Annahmen Aussagen über derart komplexe Systeme gemacht werden. Eine Mög-

lichkeit besteht beispielsweise in der Aufteilung sportlicher Prozesse in kleinere modellierbare Einheiten und die daran anschließende Suche nach Gemeinsamkeiten, Invarianzen und Äquivalenzklassen⁴⁵. In Kapitel 2 wurde durch die Aufteilung der trainingswissenschaftlichen Diagnostik in eine Leistungsfähigkeitsdiagnostik, Wettkampfdiagnostik, Trainingsdiagnostik und Trainingswirkungsanalyse unter zeitlichen und inhaltlichen Aspekten dieser Weg beschritten. Den trainingswissenschaftlichen Diagnostiken ist gemeinsam, dass die leistungsrelevanten Merkmale zentraler Gegenstand der Untersuchungen sind. Gelingt es, nahezu alle oder zumindest einen Teil der leistungsrelevanten Merkmale zu benennen, kann in der Folge die Analyse der gegenseitigen Abhängigkeiten, Wechselwirkungen und Kompensationsmöglichkeiten unter Berücksichtigung der einzelnen Entwicklungsphasen eines Athleten erfolgen. Dass es sich hierbei noch um eine idealtypische Vorstellung handelt, belegt die Praxis, da es noch keine umfassenden Modelle zur Leistungsfähigkeit, zum Training oder Wettkampf gibt. Gegenwärtig hat demnach jede Prognose noch den Status einer begrenzten Wahrscheinlichkeitsaussage.

Ziel dieser Arbeit war im Sinne einer deduktiven Vorgehensweise die Klärung der Frage, ob eine Beschreibung der trainingswissenschaftlichen Diagnostik durch systemtheoretische Modelle neue Erkenntnisse liefert und worin sie bestehen. Einen besonderen Stellenwert in dieser Arbeit nehmen die Diagnoseverfahren ein, die, angelehnt an die Theorie der Neuronalen Netze, zentrale trainingswissenschaftliche Inhalte analysieren. In Kapitel 3 wurde daher anhand der Grundlagenmodelle Perceptron, Multilayer-Perceptron und Selbstorganisierende Karten die theoretische Basis für eine spätere Analyse gelegt. Die in der Praxis angewandten Modelle eignen sich besonders zur Veranschaulichung der Verfahrensweise und des Potenzials von Neuronalen Netzen, weisen aber auch - wie in Kapitel 3 und 4 zu sehen war - Schwächen auf.

⁴⁵ Invarianz bedeutet die Unveränderlichkeit bezüglich einer Operation. Im Rahmen der trainingswissenschaftlichen Diagnostik interessiert beispielsweise, welche Merkmale sich durch Trainingseinfluss stabil halten und welche nicht. Eine Äquivalenzklasse ist eine Menge von Objekten, die mindestens bezüglich einer Eigenschaft gleich sind.

Die einzelnen Verfahren wurden dann in Kapitel 4 entsprechend der Zielstellung der trainingswissenschaftlichen Diagnostik eingesetzt und diskutiert. Die synergetische Betrachtungsweise trainingswissenschaftlicher Fragestellungen lieferte dabei gute Erklärungsmodelle und kam der trainingswissenschaftlichen Realität viel näher als die klassischen reduktionistischen Modelle. Bei der praktischen Umsetzung entstand ein zweigeteiltes Bild: Einerseits war es im Rahmen der Personenselektion (Kapitel 4.3.1) und der Bedingungsselektion (Kapitel 4.2.1) gelungen, mittels Neuronaler Netzwerke ein gewinnbringendes methodisches Analyseverfahren vorzustellen. Andererseits zeigte die Personenselektion aus Kapitel 4.1.1 und die Personenmodifikation aus Kapitel 4.2.2, dass bei deren praktischer Umsetzung immer noch Schwierigkeiten auftreten können. Folgende in Kapitel 4 nicht abschließend diskutierten Aspekte erfordern weiterführende Untersuchungen:

(1) Datenmenge

In den Untersuchungen kam immer wieder die Diskrepanz zwischen Merkmalsraumgröße und Stichprobengröße zur Sprache. Mit dem Vortraining des Datensatzes konnte ein Verfahren zur Lösung dieses Problems vorgestellt werden (Kapitel 4.2.1). Einen anderen Weg beschritten PERL & MESTER (2001), die Selbstorganisierende Karten mit genetischen Algorithmen verknüpften, um die erforderliche Menge an Datensätzen gering zu halten. Eine weitere Lösungsmöglichkeit besteht in der Kodierung einzelner Merkmalsbereiche. Grundsätzlich eignet sich jede symmetrische Architektur (Autoassoziator) des Multilayer-Perceptrons zur Kodierung von Merkmalen (Abb. 4-1). Dabei werden die sozialen, psychologischen und trainingspraktischen Prädiktoren jeweils getrennt in einem Multilayer-Perceptron kodiert und anschließend die in der Zwischenschicht enthaltenen kodierten Informationen in einem weiteren Modell trainiert. Der Nachteil dieser Vorgehensweise ist die mangelnde Interpretierbarkeit der Prädiktorenwerte im Gesamtmodell, was letztlich Plausibilitätsüberlegungen zu den Einflussmöglichkeiten der Merkmalskategorien ausschließt. Eine Validierung dieses Modells steht noch aus.

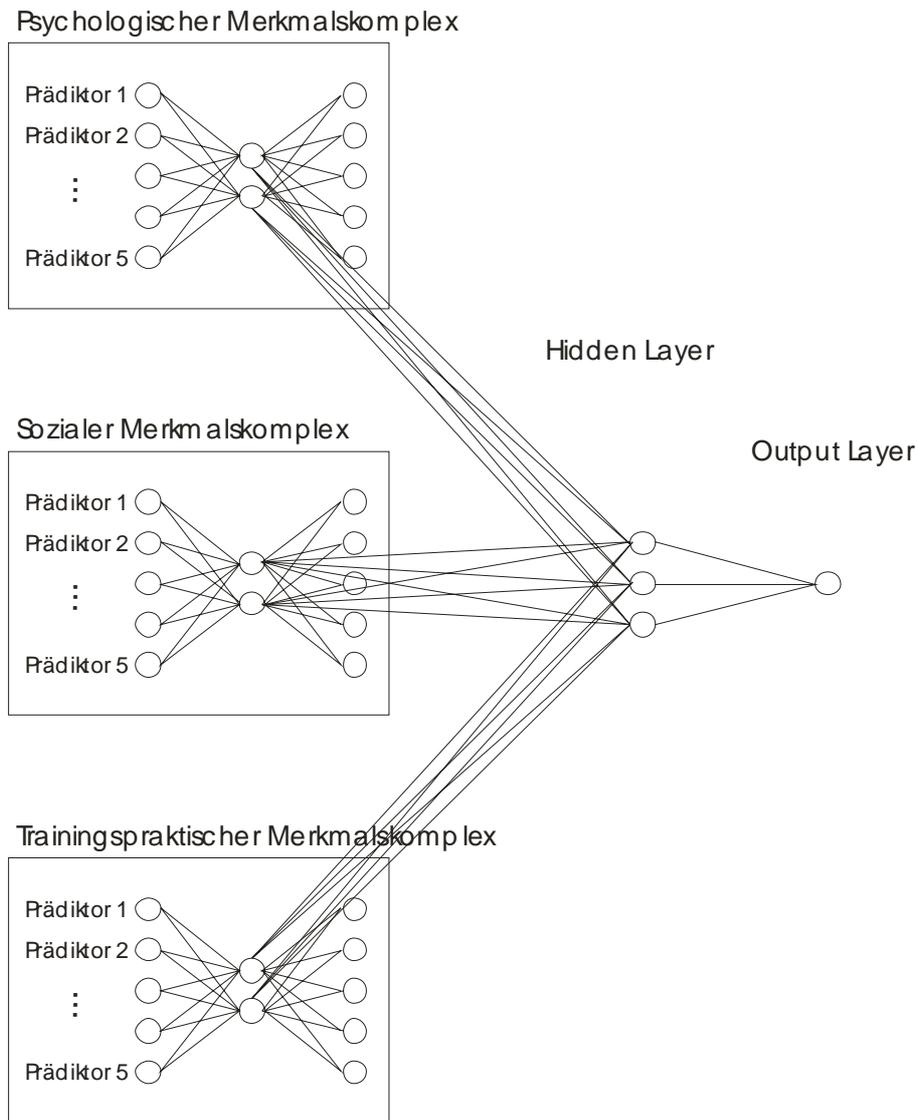


Abb. 4-1: MLP mit kodierten Eingangsschichten

(2) Einbringen von Vorwissen

Ein weiterer Nachteil der verwendeten Netze ist der Umstand, dass bereits vorhandenes Wissen über Zusammenhänge zwischen den Trainingsdaten nur schwer zu integrieren ist. Damit würde letztlich die Lernaufgabe erleichtert. Hier hilft der Wechsel zu anderen Methoden innerhalb der Neurowissenschaften beziehungsweise die Kopplung einzelner Methoden.

So besteht der Vorteil einer Verbindung von Fuzzy-Systemen mit Neuronalen Netzen darin, dass das Black-Box-Verhalten Neuronaler Netze und die Schwierigkeiten der Festlegung konkreter (Zugehörigkeits-) Werte bei Fuzzy-Systemen in einem lernfähigen, interpretierbaren Modell aufgelöst werden.

Die Radiale Basisfunktion (vgl. BISHOP, 2000) und die Local-Linear-Maps (vgl. RITTER, 1991) als alternative Methoden zum Multilayer-Perceptron ermöglichen ein inkrementelles Lernen, das durch die destruktive Interferenz (der zuerst gelernte Teil der Funktion wird beim Nachlernen „zerstört“) beim Multilayer-Perceptron versagt blieb. War beim Multilayer-Perceptron noch ein Neuron für einen ganzen Halbraum zuständig, so liefern die Neuronen bei der Radialen Basisfunktion und den Local-Linear-Maps nur innerhalb eines begrenzten Bereiches des Netzeingangs einen Beitrag. Die Selbstorganisierenden Karten repräsentieren hochdimensionale Daten bei einer bekannten Topologie gut, im Fall einer unbekannteren Topologie sind dafür Verfahren wie die (Growing) Neuron Gas (vgl. FRITZKE, 1992) erforderlich.

(3) Echtzeitfähigkeit

Ein wesentlicher Faktor für den Erfolg Neuronaler Netze und letztlich für deren Einsatz in der Praxis (Wettkampfanalyse, Trainingswirkungsanalyse) hängt von der Verfügbarkeit der analysierten Daten ab. Besonders im Bereich der Wettkampfsteuerung ist eine aufwendige Analyseprozedur nicht möglich, da die Ergebnisse noch in den laufenden Spielprozess eingebracht werden müssen. Hier sind standardisierte und schnell zu analysierende Programme erforderlich, deren Rechenreaktionszeiten entsprechend kurz sind. Die hier angewandten Verfahren werden diesem Anspruch bisher noch nicht gerecht.

(4) Parameterfestlegung

Der wesentliche Unterschied zwischen Neuronalen Netzen und herkömmlichen algorithmischen Modellen besteht darin, dass erstere eine Struktur und ein Lernverfahren vorgegeben bekommen. Es wird nicht für jedes Problem ein spezielles Programm geschrieben, sondern das Netz selber muss in einem Lernprozess die richtige Konfiguration finden. Insofern wird mit diesen Modellen versucht, reale Vorgänge im Nervensystem nachzuvollziehen und für praktische Zwecke anzuwenden. Das Ergebnis ist dann die Entstehung eines adaptiven und fehlertoleranten Systems. Allerdings erweist sich die empirische Festlegung von Parametern, wie zum Beispiel die Anzahl der Neuronen und ihrer Verbindungen untereinander, die Lernrate usw. lediglich als eingeschränkt praxistauglich und kann zudem nur von Benutzern mit Vorwissen zur Systemtheorie inhaltlich nachvollzogen werden.

Anhang A: Merkmale aus dem Sportschwimmen zur Überprüfung der Leistungsfähigkeit

(1 = EICH, 1993; 2 = KOMAR, 1994; 3a = WIEDNER & PFEIFFER, 1999; 3b = WIEDNER, 2000; 4 = WITT & GRAUMNITZ, 2002; 5 = BRECHTEL et al., 2002; 6 = POPPLETON & SALMONI, 1991; 7 = HOHMANN & SEIDEL, 2005)

		weiblich	Grundlagentraining				Aufbautraining		Anschlusstraining			
		Alter	8	9	10	11	12	13	14	15	16	
		Einheiten										
Anthropometrie	Körperhöhe	[cm]	3a	3a,5	3a,7	3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,5,7	4,7	6,7	
	Körpermasse	[kg]	3a	3a,5	3a,7	3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,5,7	4,7	6,7	
	Brocca-Index		3a	3a,5	3a,7	3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,5,7	4,7	7	
	Armlänge	[cm]				7	3b,4,7	3b,4,7	4,7	4,7	7	
	Schulterbreite	[cm]				7	3b,4,7	3b,4,7	4,7	4,7	7	
	Fettmessung						3b	3b				
	Herzgröße						3b	3b				
	Janda-Test						3b	3b				
	Körperentwicklung			5					5		6	
	finale Körperhöhe	[cm]				3a	3a,3b,4	3b,4	4	4		
biologisches Alter	[Monate]	3a	3a	3a	3a	3a,3b,4	3b,4	4	4			
kalendarisches Alter	[Monate]	3a	3a	3a,7	3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,7	4,7	7		
Aussagen zum Training	Trainingsalter	[Monate]	3a	3a	3a,7	3a,7	3a,7	7	7	7	7	
	Trainingshäufigkeit		3a	3a	3a,7	3a,7	3a,7	7	7	7	7	
Beweglichkeit	Fußbeugung	[°]	1,2	1,2	1,2	1,2	3b,4	3b,4	4	4		
	Fußstreckung	[°]	1,2,3a	1,2,3a	1,2,3a	1,2,3a	3a,3b,4	3b,4	4	4		
	Retroversion Arme aus Seithalte	[°]				2					6	
	Retroversion Arme aus Hochhalte	[°]	2	2	2	2	3b,4	3b,4	4	4	6	
	Ausdrehen Füße	[°]				2						
	Rumpfbeugung	[°]	2,3a	2,3a	2,3a	3a						
	Ausschultern	[cm]	1,3a	1,3a	1,3a,7	1,3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,7	4,7	7	
	Hüfte überstrecken	[cm]					3b,4	3b,4	4	4	6	
	Athletik	Aufrichten Bauchlage 30"	[Anzahl]	1,2,3a	1,2,3a,5	1,2,3a	1,2,3a	3a,3b,4	3b,4	4,5	4	
		Aufrichten Rückenlage 30"	[Anzahl]	1,2,3a	1,2,3a,5	1,2,3a	1,2,3a	3a,3b,4	3b,4	4,5	4	

		weiblich	Grundlagentraining				Aufbautraining		Anschlusstraining		
		Alter	8	9	10	11	12	13	14	15	16
		Einheiten									
	Rumpf gesamt	[Anzahl]					4	4	4	4	
	Bankdrücken			5	7	7	7	7	5,7	7	7
	Kniestreckung			5	7	7	7	7	5,7	7	7
	Armziehen			5					5		
	Liegestütz 30"	[Anzahl]	1,2,3a	1,2,3a	1,2,3a	1,2,3a	3a				
	Sternstest		3a	3a	3a	3a	3a				
	Arme-Seilzug (3x10 D)	[W]			7	7	4,7	4,7	4,7	4,7	7
	Arme-Beugestütze	[Anzahl]					3b,4	3b,4	4	4	
	30/60-m Sprint	[sec]	1,3a	1,3a	1,3a	1,3a	3a				
	Medizinballstoß 2kg	[m]	1	1	1	1					
	800-m Lauf	[sec]	1	1	1	1					
	1000-m Lauf	[sec]	3a	3a	3a						
	2000-m Lauf	[sec]				3a	3a				
	3000-m Lauf	[sec]					3b	3b			
	Klimmzüge	[Anzahl]		2	2	2					
	Sprung vertikal	[cm]	2,3a	2,3a,5	2,3a,7	2,3a,7	3a,3b,4,7	3b,4,7	4,5,7	4,7	7
	Sprung horizontal	[cm]	1	1	1	1	3a,3b,4	3b,4	4	4	
	Griffstärke										6
Wettkampf-Teilleistungen	15-m-Startzeit	[sec]			7	7	4,7	4,7	4,7	4,7	7
	15-m-Wendezeit	[sec]					4	4	4	4	
	3 Rollen rückwärts	[sec]					4	4	4	4	
	5 Rollen vorwärts	[sec]					4	4	4	4	
	Delfinbeinbewegung Bauchlage	[sec]	3a	2,3a	2,3a	2,3a	3a,3b,4	3b,4	4	4	
	Delfinbeinbewegung Rückenlage	[sec]	3a	3a	3a	3a	3a,3b,4	3b,4	4	4	
Technik	Delfin	[Punkte]		1,2,5	1,2	1,2			5		
	Rücken	[Punkte]	1,2,3a	1,2,3a,5	1,2,3a	1,2,3a	3a		5		
	Brust	[Punkte]	1,2,3a	1,2,3a,5	1,2,3a	1,2,3a	3a		5		
	Freistil	[Punkte]	1,2,3a	1,2,3a,5	1,2,3a,7	1,2,3a,7	3a,7	7	5,7	7	7
Gesambewegung	25 S(chmetterlingschwimmen)	[sec]		2							
Ausdauer	50 S	[sec]			2	2					
	100 S	[sec]				2					6

		weiblich	Grundlagentraining				Aufbautraining	Anschlussstraining			
		Alter	8	9	10	11	12	13	14	15	16
		Einheiten									
	50 R(ückenschwimmen)	[sec]	2,3a	2,3a	2,3a	2,3a	3a				
	4x50 R	[sec]		1							
	100 R	[sec]		5	2	2			5		6
	4x100 R	[sec]			1	1					
	25 B(rustschwimmen)	[sec]	2								
	50 B	[sec]	3a	2,3a	2,3a	2,3a	3a				
	4x50 B	[sec]	1	1							
	100 B	[sec]		5	2	2			5		6
	4x100 B	[sec]			1	1					
	50 K(raulschwimmen)	[sec]	2,3a	2,3a	2,3a,7	2,3a,7	3a,7	7	7	7	7
	4x50 K	[sec]		1	1						
	100 K	[sec]		5	2	2			5		6
	4x100 K	[sec]				1					
	800 K	[sec]		5		1,2			5		
	200 L(agenschwimmen)	[sec]			2	2					
	4x100 L	[sec]				1					
	8x200 L	[sec]					3b	3b			
	2000 L	[sec]					3b	3b			
Gesambewegung	12,5/15 S	[sec]		1,2,5	1,2	1,2	3b	3b	5		
Schnelligkeit	50 S	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	12,5/15 R	[sec]	1,2	1,2,5	1,2	1,2	3b	3b	5		
	50 R	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	12,5/15 B	[sec]	1,2	1,2,5	1,2	1,2	3b	3b	5		
	50 B	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	12,5/15 K	[sec]	2	1,2,5	1,2,7	1,2,7	3b,7	3b,7	5,7	7	7
	50 K	[sec]		5	7	7	4,7	4,7	4,5,7	4,7	7
Gesambewegung	50 D	[sec]					3b	3b			
Schnelligkeitsausdauer	50 R	[sec]					3b	3b			
	4x25 R	[sec]	1	1	1	1					
	50 B	[sec]					3b	3b			
	4x25 B	[sec]	1	1	1	1					

		weiblich	Grundlagentraining				Aufbautraining		Anschlusstraining		
		Alter	8	9	10	11	12	13	14	15	16
		Einheiten									
	50 K	[sec]					3b	3b			
	4x25 K	[sec]		1	1	1					
	4x25 L	[sec]				1					
Beinbewegung	25 D	[sec]		2,3a,5					5		
	50 D	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	25 R	[sec]	2,3a	2,3a,5	2,3a	2,3a	3a		5		
	50 R	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	25 B	[sec]	2,3a	2,3a,5	2,3a	2,3a	3a		5		
	50 B	[sec]		5			4	4	4,5	4	
	25 K	[sec]	2,3a	2,3a,5	2,3a	2,3a	3a		5		
	50 K	[sec]		5			4	4	4,5	4	
Koordination			2	2	1,2,7	1,2,7	7	7	7	7	7
Gleitfähigkeit			2	2	2	2					
Reaktionsschnelligkeit					7	7	7	7	7	7	7
Persönliches Umfeld					7	7	7	7	7	7	6,7
Fragebogen	Selbstwahrnehmung, Schwimmkompetenz										6
	Leistungsmotivation, psychische Belastbarkeit, Handlungskontrollstil, Konzentration						7	7	7	7	7

Anhang B: Literaturverzeichnis

- Aigner, A. (1985). *Sportmedizin in der Praxis*. Wien: Hollinek.
- Badtke, G. (Hrsg.). (1995). *Lehrbuch der Sportmedizin*. Heidelberg, Leipzig: Barth.
- Ballreich, R. (1980). Aspekte der Modellierung in der Biomechanik des Sports. In W. Baumann (Hrsg.), *Biomechanik und sportliche Leistung* (S. 113-128). Schorndorf: Hofmann.
- Ballreich, R. & Kuhlow, A. (1975). Trainingswissenschaft – Darstellung und Begründung einer Forschungs- und Lehrkonzeption. *Leistungssport*, 2, 95-103.
- Banister, E. W. (1982). Modeling Elite Athletic Performance. In J. D. MacDougall, H. W. Wenger, & H. J. Green (Hrsg.), *Physiological Testing of Elite Athletes* (S. 403-425). Champaign (Ill.): Human Kinetics Publishers.
- Bauer, H.-U. & Schöllhorn, W. (1997). Self organizing maps for the analysis of complex movement patterns. *Neural Processing Letters*, 8, 193-198.
- Bauersfeld, K.-H. & Schröter, G. (1992). *Grundlagen der Leichtathletik*. Berlin: Sport und Gesundheit.
- Beek, P. J., Peper, C. E. & Stegemann, D. F. (1995). Dynamical Models of movement coordination. *Human movement science*, 14, 573-608.
- Beisel, R. (1996). *Synergetik und Selbstorganisation. Eine Synthese auf der Basis einer Fallstudie aus der Automobilindustrie*. München, Mering: Hampp.
- Bishop, C. M. (2000). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Clarendon Press.
- Bös, K. (1984). Untersuchungsverfahren und –strategien zur Talentsuche aus sportmotorischer Sicht. In H. Gabler & B. Zein (Hrsg.), *Talentsuche und Talentförderung im Tennis* (S. 126-156). Ahrensburg: Czwalina.
- Bös, K. & Schneider, W. (1997). *Vom Tennistalent zum Spitzenspieler: eine Reanalyse von Längsschnittdaten zur Leistungsprognose im Tennis*. Hamburg: Czwalina Verlag.
- Bouchard, C., Malina, R. M. & Pérusse, L. (1997). *Genetics of fitness and physical performance*. Champaign, IL: Human Kinetics.
- Brause, R. (1995). *Neuronale Netze*. Stuttgart: B.G. Teubner.
- Brechtel, L., Zinner, J., Kautz, R., Wolff, R. & Patotschka, I. (2002). Talenterfassung im Schwimmen: Auswertung einer spezifischen Testbatterie mittels Fuzzy Logic und Vergleich mit der tatsächlichen Leistungsentwicklung. In A. Hohmann, D. Wick & K. Carl (Hrsg.), *Talent im Sport*. Köln: BISp.
- Brüggemann, G.-P. & Krahl, H. (2000). *Belastungen und Risiken im weiblichen Kunstturnen*. Schorndorf: Hofmann.
- Bryk, A. S. & Raudenbush, S. W. (1987). Application of hierarchical linear models to assessing change. *Psychological Bulletin*, 101, 1, 147-158.
- Busso, T., Denis, C., Bonnefroy, R., Geysant, A. & Lacour, J. R. (1997). Modeling of adaptations to physical training by using a recursive least squares algorithm. *Journal of Applied Physiology*, 82, 5, 1685-1693.
- Calvert, T. W., Banister, E. W., Savage, M. V. & Bach, T. (1976). A Systems Model of the Effects of Training on Physical Performance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 6 (2), 94-102.
- Campell, S. (1993). Coaching education around the world. *Sport Science Revue*, 2, 62-74.
- Carl, K. (1988). *Talentsuche, Talentauswahl und Talentförderung*. Schorndorf: Hofmann.
- Carl, K. (1996). Trainingswissenschaft heute. In H.-A. Thorhauer, K. Carl & U. Türck-Noack, *Trainingswissenschaft: Theoretische und methodische Fragen in der Diskussion* (7-26). Köln: Sport und Buch Strauss.
- Chase, W. G. & Simon, H. A. (1973). Perception in chess. *Cognitive Psychology*, 4, 55-81.
- Chatard, J. C. & Mujika, I. T. (1999). Training load and performance in swimming. In K. L. Keskinen, P. V. Komi & A. P. Hollander (Hrsg.), *Biomechanics and Medicine in Swimming VIII* (S. 429-434). Jyväskylä: University Press.
- Clasing, D. & Siegfried, I. (1986). *Sportärztliche Untersuchung und Beratung*. Erlangen: perimed.
- Coombs, C. H., Dawes, R. M. & Tversky, A. (1975). *Mathematische Psychologie*. Weinheim [u. a.]: Beltz.
- Cover, T. M. (1965). Geometrical Statistical Properties of Systems of Linear Inequalities with Applications in Pattern Recognition. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, 14, 326-334.

- Dorsch, F. (Hrsg.)(1994). *Psychologisches Wörterbuch*. Bern [u. a.]: Huber. Ehlenz, H., Grosser, M. & Zimmermann, E. (1985). *Krafttraining* (2. Auflage). München: BLV.
- Eich, H.-J. (1993). Tests zur Überprüfung der Leistungsfähigkeit im Grundlagentraining. In W. Freitag, *Lernen und Optimieren* (S. 120-131), Band 6. Rüsselsheim: Eigenverlag.
- Elbe, A.-M. & Seidel, I. (2003). Die Bedeutung von psychologischen Faktoren bei der Auswahl von Sporttalenten an Eliteschulen des Sports. *Leistungssport*, 3, 59-62.
- Ericsson, K.A. (Ed.) (1996). *The road to excellence: The acquisition of expert performance in the arts and sciences*. Mahwah (NJ): Lawrence Erlbaum Associates.
- Ericsson, K. A., Krampe, R. T. & Tesch-Roemer, C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100, 363-406.
- Fahlmann, S. E. (1989). Faster-Learning Variations on Back Propagation: An Empirical Study. In Touretzky, D., Hinton, G. & Sejnowski, T. (Hrsg.), *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School* (S. 38-51). San Mateo, Calif.: Morgan Kaufmann.
- Fitz-Clarke, J. R., Morton, R. H., & Banister, E. W. (1991). Optimizing athletic performance by influence curves. *Journal of Applied Physiology*, 71, 1151-1158.
- Freitag, W. (1997). Kinderhochleistungssport in Deutschland. *Leistungssport*, 5, 41-45.
- Fritzke, B. (1992). *Wachsende Zellstrukturen - ein selbstorganisierendes neuronales Netzwerk*. Dissertation, Universität Erlangen-Nürnberg.
- Funahashi, K. (1989). On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, Vol. 2, 183-192.
- Gabler, H. (1976). Zur Entwicklung von Persönlichkeitsmerkmalen bei Hochleistungssportlern. *Sportwissenschaft*, 6, 247-276.
- Gerok, W. (1990). Die gefährliche Balance zwischen Chaos und Ordnung im menschlichen Körper. In H. v. Dittfurth & E. P. Fischer (Hrsg.), *Mannheimer Forum 89, 90* (S. 137-182), München: R. Piper & Co. KG.
- Güllich, A. & Emrich, E. (Red.) (2004). *Abschlussbericht der Arbeitsgruppe Forschung Nachwuchsförderung* (unv. Manuskript). Frankfurt/Main: Deutscher Sportbund.
- Haffner, S, Geiger, H. & Kressel, U. H.-G. (1992). Anwendungsstand Künstlicher Neuronaler Netze in der Automatisierungstechnik, Teil 1: Einführung. *ATP*, 34, 10, 591-599.
- Haken, H. (1990). *Synergetik: Eine Einführung. Nichtgleichgewichts-Phasenübergänge und Selbstorganisation in Physik, Chemie und Biologie*. Berlin: Springer.
- Haken, H. (1995). *Erfolgsgeheimnisse der Natur. Synergetik: Die Lehre vom Zusammenwirken*. Hamburg: Rowohlt.
- Haken, H. & Wunderlin, A. (1991). *Die Selbststrukturierung der Materie*. Braunschweig: Vieweg.
- Haken, H., Kelso, J. A. S. & Bunz, A. (1985). A theoretical model of phase transitions in human-hand movements. *Biological Cybernetics*, 51, 347-356.
- Hamilton, P. (1993). Künstliche neuronale Netze. Grundprinzipien, Hintergründe, Anwendungen. Berlin, Offenbach: vde.
- Hartmann, U. & Mester, J. (2000). Training and overtraining markers in selected sport events. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 32, 209-215.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks – A Comprehensive Foundation*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall.
- Hebb, D. O. (1988). The Organization of Behavior. In J. A. Anderson & E. Rosenfeld (Hrsg.), *Neurocomputing: Foundations of Research* (S. 126-134). Cambridge: MIT Press.
- Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R.G. (1991). *Introduction to the Theory of Neural Computation*. Redwood City, Cal. [u. a.]: Addison-Wesley.
- Hohmann, A. & Brack, R. (1983). Theoretische Aspekte der Leistungsdiagnostik im Sportspiel. *Leistungssport*, 13 (2), 5-10.
- Hohmann, A. & Carl, K. (2002). Zum Stand der sportwissenschaftlichen Talentforschung. In A. Hohmann, D. Wick & K. Carl (Hrsg.), *Talent im Sport* (S. 3-30). Schorndorf: Hofmann.
- Hohmann, A. & Seidel, I. (2003). Scientific aspects of talent development. *International Journal of Physical Education*, 40 (1), 9-20.
- Hohmann, A. & Seidel, I. (2005, i. D.). Talententwicklung im Leistungssport. Die Magdeburger Talent- und Schnelligkeitsstudie MATASS. In BISp (Hrsg.), *BISP-Jahrbuch 2004*. Köln: Sport und Buch Strauß.
- Hohmann, A., Edelmann-Nusser, J. & Henneberg, B. (2000). A Nonlinear Approach to the Analysis and Modeling of Training and Adaptation in Swimming. In Y. Hong & R. H. Sanders (Hrsg.), *Proceedings of XVIII International Symposium on Biomechanics in Sports. Applied*

- Program: Application of Biomechanical Study in Swimming* (S. 31-38). Hong Kong: Chinese University Press.
- Hohmann, A., Edelmann-Nusser, J. & Henneberg, B. (2001). Modelling and Prognosis of Competitive Performances in Elite Swimming. In J. R. Blackwell & R. H. Sanders (Hrsg.), *XIX International Symposium on Biomechanics in Sports, June 26, 2001* (S. 53-56). San Francisco: University Press.
- Hohmann, A., Lames, M. & Letzelter, M. (2002). *Einführung in die Trainingswissenschaft*. Wiebelsheim: Limpert.
- Hohmann, A., Bügner, J., Kellmann, M., Edelmann-Nusser, J. & Döbler, S. (2001). Non-linear Identification of different states of performance as Order Parameters in an athletic training process. In J. Mester, G. King, H. Strüder, E. Tsolakidis & A. Osterburg (Hrsg.), *Perspectives and Profiles. 15th Congress of the German Society of Sport Science* (S. 332). Köln: Sport und Buch Strauss.
- Hooper, S. L. & Mackinnon, L. T. (1999). Monitoring regeneration in elite swimmers. In M. Lehmann, C. Foster, U. Gastmann, H. Kaizer, & J. M. Steinacker (Hrsg.), *Overload, Performance, Incompetence and Regeneration in Sport* (S. 139-148). New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers.
- Hooper, S. L., Mackinnon, L. T., Howard, A., Gordon, R. D. & Bachmann, A. W. (1995). Markers for monitoring overtraining and recovery. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 27, 106-112.
- Hortobágyi, T. & Denahan, T. (1989). Variability in Creatine Kinase: Methodological, Exercise, and Clinically Related Factors. *International Journal of Sports Medicine*, 10, 69-80.
- Janke, R. (1984). Vorstellung und Diskussion von neuen Methoden der Eignungserkennung im Kanurennsport. *Theorie und Praxis des Leistungssports*, 22, 94-106.
- Jansen, M. (1995). *Globale Modellbildung und garantiert stabile Regelung von Robotern mit strukturierten neuronalen Netzen*. Dissertation. Universität Duisburg.
- Joch, W. (2001). *Das sportliche Talent*. Aachen: Meyer&Meyer.
- Joch, W. & Hasenberg, R. (1991). Lernalter und motorische Lernleistungen. *Sportunterricht*, 40, 216-222.
- Kellmann, M. & Kallus, K. W. (2001). *The Recovery-Stress Questionnaire for Athletes; Manual*. Champaign, IL: Human Kinetics.
- Kellmann, M., Kallus, K. W. & Kurz, H. (1996). Performance Prediction by the Recovery-Stress Questionnaire. *Journal of Applied Sport Psychology*, 8, Supplement, 22.
- Kellmann, M., Patrick, T., Botterill, C. & Wilson, C. (2002). The Recovery Cue and its Use in Applied Settings: Practical Suggestions Regarding Assessment and Monitoring of Recovery. In M. Kellmann (Hrsg.), *Enhancing Recovery: Preventing Underperformance in Athletes*. Champaign, IL: Human Kinetics.
- Kelso, J. A. S. (1984). Phase Transitions and critical behavior in human bimanual coordination. *American Journal of Physiology: Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 15, 1000-1004.
- Kelso, J. A. S. & Schöner, G. (1988). Self-Organization of coordinative movement patterns. *Human movement science*, 7, 27-46.
- Kelso, J. A. S., Buchanan, J. J. & Wallace, S. A. (1991). Order parameters for the neural organization of single, multijoint limb movement patterns. *Experimental Brain Research*, 85/2, 432-444.
- Kendell, E. R., Schwartz, J. H. & Jessell, T. M. (Hrsg.)(1995). *Neurowissenschaften*. Heidelberg, Berlin, Oxford: Spektrum Akademischer Verlag.
- Kenttä, G. & Hassmén, P. (1998). Overtraining and recovery. *Sports Medicine*, 6, 1-16.
- Kenttä, G. & Hassmén, P. (2002). Underrecovery and overtraining: A conceptual model. In M. Kellmann (Ed.), *Enhancing recovery: Preventing underperformance in athletes* (S. 57-79). Champaign, IL: Human Kinetics.
- Kohonen, T. (1995). *Self-Organizing Maps*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Komar, I. (1994). Kriterien, Normen und Testbeschreibung und Hinweise für die Überprüfung des Kindertrainings im Sportschwimmen. In W. Freitag, *Lernen und Optimieren* (S. 51-83), Band 7. Rüsselsheim: Eigenverlag.
- Kovar, R. (1981). *Human Variation in Motor Abilities and its Genetic Analysis*. Prague: Charles University.

- Kratky, K. W. & Wallner, F. (Hrsg.) (1990). *Grundprinzipien der Selbstorganisation*. Darmstadt: Wissenschaftliche Buchgesellschaft.
- Krämer, K. (1977). *Konzepte zur Talentsuche im Sport*. Ahrensburg: Czwalina.
- Krohn, W. & Küppers, G. (Hrsg.) (1990). *Selbstorganisation: Aspekte einer wissenschaftlichen Revolution*. Braunschweig: Vieweg.
- Krohn, W., Küppers, G. & Paslack, R. (1987). Selbstorganisation – Zur Genese und Entwicklung einer wissenschaftlichen Revolution. In S. J. Schmidt (Hrsg.), *Der Diskurs des Radikalen Konstruktivismus* (S. 441-465). Frankfurt: Suhrkamp.
- Kupper, K. (1976). *Eignungsbeurteilung im Nachwuchleistungssport der DDR – theoretisch-konzeptionelle Positionen und ausgewählte Ergebnisse zur Eignungsforschung im Leistungssport*. Dissertation zur Promotion B. Deutsche Hochschule für Körperkultur Leipzig.
- Kupper, K. (1980). Zur Vervollkommnung der Eignungsbeurteilung im Nachwuchleistungssport der DDR. *Theorie und Praxis Leistungssport*, 6, 3-34.
- Kupper, K. (1984). Zur Vervollkommnung der Normensysteme im Leistungssport der DDR. *Theorie und Praxis Leistungssport*, 5, 34-53.
- Kupper, K. (1990). Reflexionen zu Eignung, Begabung, Talent. *Wissenschaftliche Zeitschrift der Fakultät für Sportwissenschaft der Universität Leipzig*, 31, 2, 185-203.
- Lames, M. (1992). Synergetik als Konzept in der Sportmotorik. *Sportpsychologie*, 6 (3), 12-18.
- Lames, M. (1999). Fußball – Ein Chaosspiel? In J.-P. Janssen, A. Wilhelm & M. Wegner (Hrsg.), *Empirische Forschung im Sportspiel* (S. 141-156). Kiel: Universität Kiel.
- Langthaler, W. & Schiepek, G. (1997). *Selbstorganisation und Dynamik in Gruppen*. Münster: LIT-Verlag.
- Letzelter, M. (1978). *Trainingsgrundlagen*. Reinbek: Rowohlt.
- Letzelter, M. (1981). Der Beitrag der Trainingswissenschaft zur „Theorie des sportlichen Talents“ (Problematik - Strategie - Lösungen). In D. Augustin & N. Müller (Hrsg.), *Leichtathletiktraining im Spannungsfeld von Wissenschaft und Praxis* (S. 14-27). Niedernhausen: Schors.
- Letzelter, M. (1986). Grenzen der Aussagekraft experimenteller Befunde für die Trainingspraxis. In H. Letzelter, W. Steinmann & W. Freitag (Red.), *Angewandte Sportwissenschaft* (S. 104-114). Clausthal-Zellerfeld: dvs.
- Lippmann, R.P. (1987). An Introduction to Computing with Neural Nets. *IEEE ASSP Mag.*, 4-22.
- Ljach, W. I. (1998). Kinderhochleistungssport in Rußland. In R. Daus, E. Emrich & C. Igel (Hrsg.), *Kinder und Jugendliche im Leistungssport* (S. 203-216). Schorndorf: Hofmann.
- Lohmöller, J. B. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares*. Heidelberg: Physica Verlag.
- Loosch, E. (1997). Struktur und Funktion der Bewegung. In E. Loosch & M. Tamme (Hrsg.), *Motorik - Struktur und Funktion* (S. 13-22). Hamburg: Czwalina.
- Martin, D. (1980). *Grundlagen der Trainingslehre. Teil II: Die Steuerung des Trainingsprozesses*. Schorndorf: Hofmann.
- Martin, D., Carl, K. & Lehnertz, K. (1993). *Handbuch Trainingslehre*. Schorndorf: Hofmann.
- Matsudo, V. K. R. (1996). Prediction of Future Athletic Excellence. In O. Bar-Or (Ed.), *The Child and Adolescent Athlete* (S. 92-109). Oxford: Blackwell Science.
- McCulloch, W. S. & Pitts, W. (1988). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. In J. A. Anderson & E. Rosenfeld (Hrsg.), *Neurocomputing: Foundations of Research* (S. 18-28). Cambridge: MIT Press.
- Mester, J. & Perl, J. (2000). Grenzen der Anpassungs- und Leistungsfähigkeit des Menschen aus systemischer Sicht. *Leistungssport*, 1, 54-62.
- Millet, G. P., Candau, R. B., Barbier, B., Busso, T., Rouillon, J. D. & Chatard, J. C. (2002). Modeling the transfer of training effects on performance in elite triathletes. *International Journal of Sports Medicine*, 1, 55-63.
- Minsky, M. & Papert, S. (1988). Perceptrons. In J. A. Anderson & E. Rosenfeld (Hrsg.), *Neurocomputing: Foundations of Research* (S. 161-170). Cambridge: MIT Press.
- Mujika, I., Busso, T., Lacoste, L., Barale, F., Geyssant, A. & Chatard, J. C. (1996). Modeled responses to training and taper in competitive swimmers. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 28, 251-258.
- Nauck, D., Klawonn, F. & Kruse, R. (1994). *Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme*. Braunschweig: Vieweg.
- Nordmann, L. (1991). Selbstorganisation und Motorik – theoretische Grundlagen, konzeptionelle Ansätze und erste Befunde. *Leipziger sportwissenschaftliche Beiträge*, 32, 1, 90-99.

- Oja, M., Kaski, S. & Kohonen, T. (2003). Bibliography of Self-Organizing Maps - Papers: 1998-2001. *Neural Computing Surveys*, 3, 1-156.
- Pawlik, K. (1982). *Diagnose der Diagnostik*. Stuttgart: Klett.
- Perl, J. (1996). Grundlagen der Modellbildung und Konzepte der Umsetzung. In K. Quade (Red.), *Anwendungen der Fuzzy-Logik und Neuronaler Netze* (S. 5-17). Köln: Sport & Buch Strauß.
- Perl, J. (2001). DYCON: Ein dynamisch gesteuertes Neuronales Netz zur Modellierung und Analyse von Prozessen im Sport. In J. Perl (Hrsg.), *Sport und Informatik VIII* (S. 85-98). Köln: Sport & Buch Strauß.
- Perl, J. & Uthmann, Th. (1997). Modellbildung. In J. Perl., M. Lames. & W.-D. Miethling (Hrsg.), *Informatik im Sport - Ein Handbuch*. Schorndorf: Hoffmann.
- Perl, J. & Lames, M. (2001). Identifikation von Ballwechselerlaufstypen mit Neuronalen Netzen am Beispiel Volleyball. In W. Schmidt & A. Knollenberg (Hrsg.), *Sport - Spiel - Forschung: Gestern. Heute. Morgen.* (S. 211-216). Hamburg: Czwalina.
- Perl, J. & Mester, J. (2001). Modellgestützte und statistische Analyse der Wechselwirkung zwischen Belastung und Leistung. *Leistungssport*, 2, 54-62.
- Perl, J., Lames, M. & Glitsch, U. (2002). *Modellbildung in der Sportwissenschaft*. Schorndorf: Hofmann.
- Perl, J., Lames, M., Hein, Th., Schröder, H.-J. & Uthmann, Th. (1993). Informatische Methoden und Modelle zur Lösung sportwissenschaftlicher und sportpraktischer Probleme. *Leitungssport*, 23 (6), 17-22.
- Petermann, F. (1986). Probleme und neuere Entwicklungen der Veränderungsmessung – ein Überblick. *Diagnostica*, 32, 4-16.
- Poppleton, W. L. & Salmoni, A. W. (1991). Talent identification in swimming. *Journal of Human Movement Studies*, 20, 85-100.
- Reed, R. (1993). Pruning Algorithms: A Survey. *IEEE Transactions On Neural Networks*, Volume 4, Number 5, 707-740.
- Ritter, H. (1991). Learning with the self-organizing map. In T. Kohonen (Ed.), *Artificial neural networks: proceedings of the 1991 International Conference on Artificial Neural Networks*. Amsterdam [u. a.]: North-Holland.
- Ritter, H., Martinetz, T. & Schulten, K. (1990). *Neuronale Netze: Eine Einführung in die Neuroinformatik selbstorganisierender Netzwerke*. Bonn [u. a.]: Addison-Wesley.
- Röblitz, G. (1970). Leistung als Zentralbegriff der Sportwissenschaft und ihre Bedeutung in der Methodik. *Wissenschaftliche Zeitschrift der DHfK*, 2, 51-64.
- Röthig, P. (Leitung), Becker, H., Carl, K., Kayser, D. & Prohl, R. (1992). *Sportwissenschaftliches Lexikon*. Schorndorf: Hofmann.
- Rojas, R. (1996). *Theorie der neuronalen Netze*. Berlin [u.a.]: Springer.
- Rosenbaum, D. A. (1998). Is Dynamical Systems Modeling Just Curve Fitting? *Motor Control*, 2, 101-104.
- Rosenblatt, F. (1988). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. In J. A. Anderson & E. Rosenfeld (Hrsg.), *Neurocomputing: Foundations of Research* (S. 92-114). Cambridge: MIT Press.
- Rost, R (Hrsg.) (2001). *Lehrbuch der Sportmedizin*. Köln: Deutscher Ärzte-Verlag.
- Rudolph, K. (1995). Terminologische Klarheit als Grundlage der Trainingsanalysen. In W. Freitag (Hrsg./Red.), *Schwimmen - Lernen und Optimieren* (S. 41-52), Band 11. Rüsselsheim: Selbstverlag.
- Rudolph, K. (2000). Zum langfristigen Aufbau der sportlichen Höchstleistung im Schwimmen. In W. Freitag (Hrsg./Red.), *Schwimmen - Lernen und Optimieren* (S. 74-84), Band 18. Rüsselsheim: Selbstverlag.
- Rudolph, K. (2002a). Analyse der Entwicklung des internationalen und nationalen Schwimmsports bei besonderer Berücksichtigung der OS 2000 in Sydney. In W. Freitag (Hrsg./Red.), *Schwimmen - Lernen und Optimieren* (S. 137-202), Band 20. Rüsselsheim: Selbstverlag.
- Rudolph, K. (2002b). Punktetabelle für die Leistungsbeurteilung im Schwimmen. http://www.osphhsh.de/frs_spezial.htm.
- Rumelhart, D. E. & McClelland, J. L. (Hrsg.) (1986). *Parallel Distributed Processing – Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundations*. Cambridge: MIT Press.
- Sack, H.-G. (1980). *Zur Psychologie des jugendlichen Leistungssportlers*. Schorndorf: Hofmann.
- Schindler, G, Schnabel, G. & Trogsch, F. (1970). Zur Prognose der Sportwissenschaft. *Wissenschaftliche Zeitschrift der DHfK*, 3, 25-38.

- Schlicht, W. (1988). *Einzelfallanalysen im Hochleistungssport*. Schorndorf: Hofmann.
- Schlicht, W. & Janssen, J.-P. (1990). Der Einzelfall in der empirischen Forschung der Sportwissenschaft: Begründung und Demonstration zeitreihen-analytischer Methoden. *Sportwissenschaft*, 20, 3, 263-280.
- Schnabel, G. & Thiess, G. (Hrsg.)(1993). *Lexikon Sportwissenschaft. Leistung, Training, Wettkampf*. Band 1 und 2. Berlin: Sportverlag.
- Schnabel, G., Harre, D. & Borde, A. (Hrsg.)(1998). *Trainingswissenschaft*. Berlin: Sportverlag.
- Schöllhorn, W. (1997). Komplexe Bewegungskoordination systemdynamisch betrachtet. In P. Hirtz & F. Nüske (Hrsg.), *Bewegungskoordination und sportliche Leistung integrativ betrachtet. Schriften der Deutschen Vereinigung für Sportwissenschaft* (S. 66-75). Hamburg: Czwalina.
- Schramm, E. (1987). *Sportschwimmen*. Berlin: Sportverlag.
- Schroeck Jr., F. E. (1994): New Mathematical Techniques for Pattern Recognition. In R. R. Vallacher & A. Nowak (Hrsg.), *Dynamical Systems in Social Psychology* (S. 71-93). San Diego: Academic Press.
- Sehlbach, U. (1995). *Leistungsdiagnostik in der Talentsuche und Talentförderung: Anwendung und Analyse von zwei Testbatterien in der Leichtathletik und im Schulsport*. Erlensee: SFT-Verlag.
- Seidel, I. (2004). *Zur Entwicklung von Nachwuchsleistungssportlern an Eliteschulen des Sports. Ausgewählte psychologische Persönlichkeitsmerkmale und deren Eignung als Leistungsprädiktoren*. Dissertation. Universität Potsdam.
- Seidel, I. & Hohmann, A. (2002). Entwicklungstempo und Utilisation als diagnostische Kriterien sportlicher Talente – empirische Befunde am Beispiel der Sportarten Handball. In A. Hohmann, D. Wick & K. Carl (Hrsg.), *Talent im Sport* (S. 92-98). Schorndorf: Hofmann.
- Seraphin, M. (1994). *Neuronale Netze und Fuzzy-Logik*. München: Franzis.
- Singer, R. (1981). Allgemeine methodische Probleme der Talentbestimmung im Sport. In D. Augustin & N. Müller (Hrsg.), *Leichtathletiktraining im Spannungsfeld von Wissenschaft und Praxis* (S. 14-27). Niedernhausen: Schors.
- Singer, R. N. & Janelle C. M. (1990). Determining Sport Expertise: From Genes to Supremes. *International Journal of Sport Psychology*, 30, 117-150.
- Siris, P. S. (1974). Das Wachstumstempo der motorischen Eigenschaften. Ein Faktor von potentiellen Möglichkeiten von Sportlern. *Leistungssport*, 4, 339-342.
- Stiehler, G. et al. (1970). Entwicklung der Trainingswissenschaft. *Wissenschaftliche Zeitschrift der DHfK*, 3, 75-90.
- Stranzenberg, S. E.; Gürtler, H., Hannemann, D. & Tittel, K. (Hrsg.) (1990). *Grundlagen der sportmedizinischen Betreuung*. Leipzig: J.A. Barth.
- Tack, H. W. (1986). Veränderungsmessung – ein Vorwort. *Diagnostica*, 32, 1-3.
- Thiess, G. (1979). Möglichkeiten der Eignungsdiagnostik. In D. Harre (Hrsg.), *Trainingslehre* (S. 32-40). Berlin: Sportverlag.
- Thiess, G. & Schnabel, G. (1986). *Grundbegriffe des Trainings*. Berlin: Sportverlag.
- Thorhauer, H.-A. (1993). Zur Stellung der Trainingswissenschaft im Spiegel der Grundkategorien "Leistung" und "Struktur". In D. Martin & S. Weigelt (Hrsg.), *Trainingswissenschaft: Selbstverständnis und Forschungsansätze* (37-54). Sankt Augustin: Academia-Verlag.
- Tschacher, W. & Scheier, C. (1995). Analyse komplexer psychologischer Systeme. II. Verlaufsmo- delle und Komplexität einer Paartherapie. *System Familie*, 8, 160-171.
- Tschacher, W. & Grawe, K. (1996). Selbstorganisation in Therapieprozessen. *Zeitschrift für klinische Psychologie*, 25 (1), 55-60.
- Vallacher, R. R. & Nowak, A. (1994). *Dynamical Systems in Social Psychology*. San Diego: Academic Press.
- Wasmund-Bodenstedt, U. (1982). Einführung in die Methodologie der Trainingswissenschaft. In R. Ballreich, W. Baumann, H. Haase, H.-V. Ulmer & U. Wasmund-Bodenstedt, *Trainingswissenschaft 1* (S. 7-38). Bad Homburg: Limpert.
- Weigand, A. S., Hubermann, B. A. & Rumelhart, D. E. (1992). Predicting Sunspots and Exchange Rates with Connectionist Networks. In M. Casdagli & S. Eubank (Hrsg.), *Nonlinear modeling and forecasting* (S. 395-432). Bonn [u. a.]: Addison-Wesley.
- Wendland, U. (1984). Talentauswahl mit Hilfe der Wissenschaft? Strategien und ihre möglichen Folgen. *Leistungssport*, 14, 14-20.
- Wendland, U. (1986). *Individuelle Leistungsprognosen im Spitzensport. Eignet sich wissenschaftliche Vorhersage zur Entscheidungshilfe in der Sportpraxis?* Schorndorf: Hofmann.

- Wendland, U. & Banzer, W. (1990). *Verlaufsforschung im Spitzensport*. Köln: Sport und Buch Strauß.
- Werbos, P. (1998). Backpropagation: Past and Future. *Proceedings of the International Conference on Neural Networks*, 1, 343-353.
- Westphal, N. & Schöllhorn, W. I. (2001). Identifying Volleyballteams by their tactical moves. In J. Mester, G. King, H. Strüder, E. Tsolakidis & A. Osterburg (Hrsg.), *European College of Sport Science: Book of abstracts of the 6th annual congress of the European College of Sport Science* (p. 551). Köln: Sport und Buch Strauss.
- Widrow, B. & Hoff, M. E. (1988). Adaptive switching circuits. In J. A. Anderson & E. Rosenfeld (Hrsg.), *Neurocomputig: Foundations of Research* (S. 126-134). Cambridge: MIT Press.
- Wiedner, H. (2000). Zum Ausbildungsstand der schwimmspezifischen Leistungsvoraussetzungen junger Schwimmer/innen in Sachsen und NRW. In W. Freitag, *Lernen und Optimieren* (S. 125-139), Band 18. Rüsselsheim: Eigenverlag.
- Wiedner, H. & Pfeiffer, M. (1999). Zum Ausbildungsstand der allgemein-sportlichen Leistungsvoraussetzungen von jungen Schwimmer/innen. In W. Freitag, *Lernen und Optimieren* (S. 80-95), Band 16. Rüsselsheim: Eigenverlag.
- Wiemeyer, J. (1992). Überlegungen zur Integration in der sportwissenschaftlichen Forschung. *Sportwissenschaft*, 22, 2, 186-205.
- Willimczik, K (1980). Der Entwicklungsstand der sportwissenschaftlichen Wissenschaftstheorie. *Sportwissenschaft*, 4, 337-359.
- Willimczik, K. (1985). Interdisziplinäre Sportwissenschaft – Forderungen an ein erstarrtes Konzept. *Sportwissenschaft*, 1, 9-32.
- Willimczik, K., Meyerabend, E. M., Pollmann, D. & Reckeweg, R. (1999). Das „beste motorische Lernalter“ – Forschungsergebnisse zu einem pädagogischen Postulat und zu kontroversen empirischen Befunden. *Sportwissenschaft*, 29, 42-61.
- Witt, M. & Graumnitz, J. (2002). Leipziger Teststandard für die Leistungsdiagnose im Nachwuchsschwimmsport. In W. Freitag, *Lernen und Optimieren* (S. 99-114), Band 21. Rüsselsheim: Eigenverlag.
- Witte, K. (2002). *Stabilitäts- und Variabilitätserscheinungen der Motorik des Sportlers unter nichtlinearem Aspekt*. Aachen: Shaker Verlag.
- Witte, K. & Blaser, P. (1998). Die Dynamik des statischen Gleichgewichts aus nichtlinearer Sicht. *Psychologie und Sport*, 4, 130-139.
- Yamamoto, Y. & Gohara, K. (2000). Continous hitting movements modelled from the perspective of dynamical systems with temporal input. *Human Movement Science*, 19, 341-371.
- Zadeh, L. A. (1973). Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics*, 1, 28-44.
- Zell, A. (1994). *Simulation Neuronaler Netze*. Bonn [u. a.]: Addison-Wesley.
- Zinner, M. (1994). Zur Nutzung unscharfer (fuzzy-) Optimierungsmethoden bei der Auswertung leistungsdiagnostischer Untersuchungen. In R. Brack, A. Hohmann & H. Wieland (Hrsg.), *Trainingssteuerung – Konzeptionelle und trainingsmethodische Aspekte* (S. 133-137). Stuttgart: Nagelschmid.

Anhang C: Abbildungs- und Tabellenverzeichnis

- Abb. 2-1: Schema des Erkenntnisgewinns in einer empirischen Wissenschaft (COOMBS, DAWES & TVERSKY, 1975, 3)
- Abb. 2-2: Trainingsdiagnostik
- Abb. 2-3: Leistungsfähigkeitsdiagnostik
- Abb. 2-4: Wettkampfdiagnostik
- Abb. 2-5: Trainingswirkungsanalyse
- Abb. 2-6: Grundannahmen der Synergetik (BEISEL, 1996, 76)
- Abb. 3-1: Die biologische Nervenzelle (KENDELL, SCHWARTZ & JESSELL, 1995, 23)
- Abb. 3-2: Künstliches Neuronales Netzwerk (mod. nach HAMILTON, 1993, 106)
- Abb. 3-3: Netztopologien (HAFFNER, GEIGER & KRESSEL, 1992, 594)
- Abb. 3-4: Perceptron nach MINSKY & PAPERT (1988)
- Abb. 3-5: XOR-Problem
- Abb. 3-6: Das Multilayer-Perceptron
- Abb. 3-7: Darstellung der Fehlerfunktion im zweidimensionalen Fall (ZELL, 1994,105)
- Abb. 3-8: Generalisierungsfähigkeit
- Abb. 3-9: Probleme von Gradientenverfahren (ZELL, 1994,113)
- Abb. 3-10: Kohonen-Netzwerk (RITTER, MARTINETZ & SCHULTEN, 1990, 59)
- Abb. 4-1: Blockdiagramm zur Leistungserbringung (CALVERT et al., 1976, 99)
- Abb. 4-2: Struktur des LeiPot -Metamodells (MESTER & PERL, 2000, 48)
- Abb. 4-3: Selbstorganisationsprozesse im System Athlet
- Abb. 4-4: Die Trainingsbelastung (Kontrollparameter) als Auslöser und Auflöser des temporär stabilen Ordnungsparameters „biopsychosoziale Topform“ (HOHMANN, LAMES & LETZELTER, 2002, 165)
- Abb. 4-5: Auswahl der Fragen (vgl. KELLMANN et al., 2002)
- Abb. 4-6: Zweidimensionale Kohonen-Karte mit 2x3 Neuronen
- Abb. 4-7: Gewichtsvektoren der psychologischen Merkmale Erholung vor dem Training, Anstrengung und Erholungsaktivitäten des EVP mit ihrer Bedeutung für die Ordnungsparameter
- Abb. 4-8: Gewichtsvektoren der psychologischen Merkmale körperliche Erholung, Schlaf, Spaß, Selbstwirksamkeitsüberzeugung des EVP mit ihrer Bedeutung für die Ordnungsparameter
- Abb. 4-9: Neuronenmodell (HOHMANN, EDELMANN-NUSSER & HENNEBERG, 2001)
- Abb. 4-10: Prozessorientiertes Talentmodell unter Einbeziehung eines weiten und dynamischen Talentbegriffs und unter Berücksichtigung des Verhältnisses von aktueller und zukünftiger bzw. definitiver Wettkampfleistung (SEIDEL, 2004, 14)
- Abb. 4-11: Gruppengrößen zu verschiedenen Messzeitpunkten
- Abb. 4-12: Darstellung des Designs der drei Analysen nach 6, 18 und 30 Monaten

Abb. 4-13: Netztopologie und Ergebnisse der mit Hilfe linearer und nichtlinearer Methoden berechneten Leistungsprognosen („ns“: nicht signifikant; „*“: $p < 0.05$; „**“: $p < 0.01$; „***“: $p < 0.001$; „e“: durchschnittlicher Prognosefehler)

Abb. 5-1: MLP mit kodierten Eingangsschichten

Tab. 4-1: Testbatterie des DSV zur Ermittlung der aktuellen Leistungsfähigkeit von 13-jährigen Mädchen

Tab. 4-2: Lernparameter des Multilayer-Perceptrons am Beispiel der Klassifikation von Kaderzugehörigkeiten

Tab. 4-3: Klassifikationsergebnisse der Kaderzugehörigkeiten

Tab. 4-4: Statistische Angaben zu den trainingssensitiven medizinischen Blutparametern

Tab. 4-5: Ergebnisse unterschiedlicher Netzmodelle bei einer vergleichenden Trainingswirkungsanalyse