

WALTER MAYER

Strukturanalysen sportlicher Bewegung unter Berücksichtigung interindividueller Unterschiede

Der Schwerpunkt der Arbeit liegt im methodologischen Bereich. Den Ausgangspunkt bilden meßtheoretische Überlegungen.

1. Messen als Modellbildung

Beim Messen wird ein untersuchtes empirisches Problem in einen numerischen Bereich übersetzt, in dem ansonsten nur schwer lösbare Probleme (z. B. Strukturierung der Datenfülle, Reduzierung der Information auf das Wesentliche, präzise und objektive Formulierung der Ergebnisse, quantitative Wahrscheinlichkeitsaussagen bei probabilistischen Hypothesen, ...) durch mathematisch-statistische Verfahren numerisch gelöst werden können. Durch Interpretation der numerischen Ergebnisse kann auf die empirische Lösung geschlossen werden. Damit diese Lösung für das ursprüngliche empirische Problem auch wirklich gültig ist, darf dieses beim Übersetzen in den numerischen Bereich, d. h. beim Meßvorgang, nicht verfälscht werden. Der empirische Bereich muß in einem adäquaten numerischen Bereich abgebildet werden. Ansonsten haben die numerischen Ergebnisse hinsichtlich der ursprünglichen empirischen Fragestellung keine Aussagekraft, und Forschungsariefakte wären die Folge.

Die Qualität empirischer Forschungsergebnisse wird so ganz entscheidend vom Meßvorgang beeinflußt, weshalb es unumgänglich erscheint, Probleme des Messens eingehend zu studieren und an der Entwicklung einschlägiger Meßstrukturen zu arbeiten.

Beim Messen werden nun Merkmalsträgern (MT_n) wie z. B. Vpn entsprechend ihrer Merkmalsausprägung Zahlen (= Meßwerte) zugeordnet. Aufgrund ihrer Beziehungen zwischen den Meßwerten müssen sich bei einer korrekten Messung im entsprechenden numerischen Bereich widerspiegeln. Es erhebt sich also die Frage nach dem für das untersuchte empirische Problem adäquaten numerischen Bereich: Welche Relationen zwischen den Meßwerten sind empirisch relevant und welche Rechenoperationen somit sinnvoll?

Insbesondere die Frage des erreichten Meßniveaus ist zu klären. Eine Antwort darauf kann nur dann gegeben werden, wenn man über die inhaltliche Struktur des zu messenden Merkmals Bescheid weiß. Wie GIGERENZER (1981, 11) ausführt, impliziert eine Messung somit eine Theorie über den untersuchten Gegenstandsbereich. Die Messung eines Merkmals auf einem bestimmten Meßniveau kann nur gelingen, wenn das Merkmal eine entsprechende Struktur aufweist bzw. wenn die Gesetzmäßigkeiten, welche die spezifische Struktur eines numerischen Systems beschreiben, als empirische Gesetzmäßigkeiten zwischen den Ausprägungsgraden des untersuchten Merkmals gelten. Diese Gesetzmäßigkeiten (in der Meßtheorie spricht man von Axiomen) müssen empirisch bestätigt werden. In ihrer Gesamtheit bilden die Axiome ein Meßmodell bzw. eine Meßstruktur. Der Meßvorgang ist durch die Erarbeitung solcher Meßstrukturen zu fundrieren.

Das gilt natürlich auch für Messungen im naturwissenschaftlichen Bereich. Als Beispiel diene die Längenmessung (von Brettern) (ORTH 1974, 21 f.). Das empirische Relativ besteht hier aus einer Menge A von Brettern, auf der eine binäre Relation, die „Länger oder gleichlang wie“-Relation, und eine binäre Operation bestehen, die Operation des Aneinanderlegens von Brettern. Als entsprechendes numerisches Relativ eignet sich die Menge der positiven reellen Zahlen mit der „Größer oder gleich“-Relation sowie der Addition als entsprechender numerischer Operation. Die Korrespondenz zwischen den beiden Bereichen wird dadurch ermöglicht, daß einander entsprechende Relationen aus den beiden Bereichen gleiche Eigenschaften haben. So gilt beispielsweise: Wenn ein Brett a länger ist als ein Brett b und dieses wiederum länger ist als ein Brett c, dann ist auch Brett a länger als Brett c, d. h., die empirische Relation ist transitiv, ebenso wie die numerische „Größer gleich“-Relation in der Menge der reellen Zahlen. Insgesamt kann mathematisch gezeigt werden, daß das numerische Relativ das empirische repräsentiert und die Länge somit auf Verhältniskalenniveau meßbar ist, weil das empirische Relativ die Bedingungen Transitivität, Assoziativität, Monotonie, Positivität sowie das Archimedische Axiom erfüllt.

Es wird nun nicht behauptet, daß die für naturwissenschaftliche Merkmale geeigneten numerischen Bereiche auch für Variablen aus dem Bereich der Sozial- und Geisteswissenschaften adäquat sind. Es ist vielmehr damit zu rechnen, daß Messung in diesem Bereich die Konstruktion spezieller numerischer Systeme erfordert, die den Eigenheiten dieser Gegenstandsbereiche stärker Rechnung tragen.

Bei der Entwicklung von Meßstrukturen sind nun Repräsentations-, Eindeu-

tigkeits- und Bedeutsamkeitsprobleme (ORTH 1974, 21–33) zu lösen. „Das Repräsentationstheorem ... ist (hierbei) das grundlegende der drei Probleme. Es betrifft, kurz gesagt, die Frage, ob Messung möglich ist. Im Repräsentationstheorem werden in Form von Axiomen diejenigen Eigenschaften angegeben, welche ein empirisches System zu erfüllen hat, damit es durch ein bestimmtes numerisches System repräsentiert werden kann. Das Eindeutigkeitsproblem befaßt sich mit der Frage nach den im Hinblick auf eine existierende Repräsentation zulässigen Transformationen. Das Bedeutsamkeitsproblem schließlich betrifft die Frage, welche numerischen Operationen und Statistiken auf welchem Skalenniveau sinnvoll sind“ (GIGERENZER 1981, 47).

Die Klärung dieser Probleme und somit die Konstruktion geeigneter numerischer Systeme bzw. Maßstrukturen kann nur parallel mit der Entwicklung von Theorien über die inhaltliche Merkmalsstruktur gelingen.

Hier erhebt sich die Frage, nach welchen Gesichtspunkten ein Gegenstandsbereich zu analysieren ist, um Anhaltspunkte für die Konstruktion geeigneter numerischer Systeme zu gewinnen. Wie äußert sich eine spezifische Merkmalsstruktur?

Geht man nun davon aus, daß der untersuchte Gegenstandsbereich mit Hilfe dimensionaler Analysen in eindimensionale Komponenten (→ Strukturelemente) gegliedert werden kann, ist es naheliegend, strukturelle Aussagen auf der Basis der Zusammenhänge zwischen diesen Strukturelementen zu formulieren. Die Struktur des Gegenstandsbereiches äußert sich dann in diesem Sinne in einem bestimmten Beziehungsgeflecht zwischen den den Gegenstandsbereich konstituierenden Strukturelementen und ist somit empirischer Forschung in Form von Korrelationsstudien zugänglich.

2. Repräsentationstheorem – Berücksichtigung individueller Aspekte der Merkmalsträger

Nun ist es aber eine bekannte Tatsache, daß die statistisch berechnete Korrelation zwischen zwei Variablen davon abhängt, an welchen MTn die Variablen gemessen werden, daß die Höhe der Korrelation etwa durch die Auswahl homogener bzw. heterogener Stichproben beeinflußt werden kann. In diesem Sinne ist die Korrelation kein Konzept, das nur die Variablen betrifft; sie ist vielmehr erst vor dem Hintergrund der untersuchten Population angemessen zu interpretieren.

Das gilt insbesondere auch für den Zusammenhang zwischen den einen bestimmten Gegenstandsbereich konstituierenden Strukturelementen. Insofern können bezüglich der untersuchten Merkmalsstruktur durchaus von MT zu MT Unterschiede feststellbar sein. In diesem Zusammenhang sei etwa auf unterschiedliche Untersuchungsergebnisse zur Spezifitäts-, Generalitätsproblematik in der Motorikforschung (BÖS/MECHLING 1983, 82 f.; SINGER 1985, 181 f.) verwiesen, die vor dem Hintergrund obiger Ausführungen nicht unbedingt widersprüchlich sein müssen. So ist es durchaus denkbar, daß Personen bezüglich der einzelnen Basisfähigkeiten ähnliche Leistungen erbringen (was für die Ge-

neralitätshypothese spricht), während andere wiederum spezifische individuelle Stärken bzw. Schwächen aufweisen können. Bei der Erarbeitung von Meßstrukturen bzw. der Formulierung einschlägiger Repräsentationstheoreme und ihrer Axiome ist deshalb der Möglichkeit individueller Unterschiede durch Einbeziehung entsprechender Parameter Rechnung zu tragen.

Es ist davon auszugehen, daß sich ein bestimmter Gegenstandsbereich zusammen mit aus bestimmten MTn (Elemente der untersuchten Population, im weiteren: MT-Bereich) und bestimmten Merkmalen bzw. Variablen (im weiteren: V-Bereich). Bei der Erarbeitung struktureller Hypothesen sind beide Bereiche gleichermaßen zu berücksichtigen.

Es erhebt sich nun die Frage, inwieweit bei der Strukturierung des einen Bereiches strukturelle Aspekte des jeweils anderen Bereiches eingehen können; z. B.: in welchem Ausmaß können bei der Bestimmung des Zusammenshangs zwischen Elementen des V-Bereiches (d. h. zwischen Variablen bzw. Strukturelementen wie etwa motorischen Basisfähigkeiten) individuelle Aspekte der MT Berücksichtigung finden?

Die Klärung dieser Frage hängt davon ab, inwieweit anstelle der globalen Korrelation $r(xyP)$ zwischen den Variablen x und y über alle Elemente des MT-Bereiches P hinweg die Bestimmung des Variablenzusammenhangs beim einzelnen MT möglich ist. Eine derartige Erweiterung des Zusammenshangskonzepts zwischen Variablen auf die individuelle Ebene der MT ist nun allerdings problematisch. Der Zusammenhang zwischen zwei Variablen bei einem einzelnen Merkmalsträger ließe sich ja nur durch den Vergleich seiner Meßwerte auf den beiden Variablen ermitteln. Schneidet der MT auf beiden Variablen ähnlich „gut“ ab, würde das für einen hohen individuellen Variablenzusammenhang sprechen. Wie gut nun aber eine Person auf einer Variablen abschneidet, ist relativ und ohne zugrundeliegenden Vergleichsmaßstab nicht feststellbar.

Diesen Vergleichsmaßstab können aber nur andere MT liefern, womit das Problem der Stichprobenabhängigkeit wieder aufrückt.

Insofern sind Aussagen über den individuellen Variablenzusammenhang $r(xy)$ zwischen den Variablen x und y beim MT I unmöglich, da diese Korrelation verschiedene Werte annehmen kann, je nachdem, zu welcher Population der MT I gerechnet wird und welcher MT-Bereich somit den Vergleichsmaßstab bildet.

Möglich ist nur die Berechnung von $r(xyP)$, d. h. die Bestimmung der Korrelation zwischen den Variablen x und y beim MT I (aus dem MT-Bereich P) im Vergleich zu den anderen Elementen von P. Die Berücksichtigung individueller Unterschiede ist also insofern möglich, als man den untersuchten MT-Bereich in Teilmengen gliedert, so daß MT innerhalb einer Teilmenge auf den einzelnen Variablen ähnlich abschneiden und somit auch ähnliche Variablenzusammenhänge aufweisen.

Mit Hilfe der Einbeziehung individueller Aspekte der einzelnen MT im obigen Sinne könnten viel genauere Einblicke in den strukturellen Aufbau eines Gegenstandsbereiches gewonnen werden. Insbesondere wäre es möglich, die Analyse auf die Ebene der einzelnen MT zu erweitern und individuelle Eigenheiten der MT herauszuarbeiten.

Das würde nicht nur bei der Klärung maßtheoretischer Probleme, sondern auch bei vielen anderen (praktischen) Fragestellungen einen Fortschritt bedeuten, etwa im Bereich der Methodik und Trainingslehre. So würde durch die Berücksichtigung individueller Eigenarten in der Struktur von Leistungsvoraussetzungen bzw. im Zusammenhang von Leistungskomponenten die Erarbeitung von Trainingsprogrammen, die auf das einzelne Individuum ausgerichtet sind, wesentlich erleichtert werden.

3. Statistische Methode

Eine Reihe statistischer Verfahren dient dazu, die Komplexität des untersuchten Gegenstandsbereiches auf eine überschaubare Zahl neuer Komponenten zu reduzieren und somit die Erarbeitung von strukturellen Modellen bzw. Theorien zu erleichtern. Sowohl für den MT-Bereich als auch für den V-Bereich existieren entsprechende statistische Verfahren für die Datenreduktion bzw. die Herausbearbeitung von Strukturelementen. Die wohl bekanntesten Verfahren sind die Faktorenanalyse für den V-Bereich und die Clusteranalyse für den MT-Bereich.

3.1. Faktorenanalyse

Gemessen werden n MT auf k-Variablen. Sei $z_{(i,j)}$ der (standardisierte) Wert des MT i auf der Variablen j . Das Ziel der Faktorenanalyse besteht nun darin, die Werte der MT auf den k -Variablen auf die Werte im P (mit $p < k$) neuen Variablen (den sogenannten Faktoren) zurückzuführen, und zwar durch folgenden Ansatz:

$$z_{(i,j)} = 1(j,1)F_{(i,1)} + \dots + 1(j,p)F_{(i,p)}$$

Der Wert des MTs i auf der Variablen j wird als gewichtete Summe der Werte $F_{(i,s)}$ ($1 \leq s \leq p$) dieses MTs auf den p -Faktoren angenommen. Dabei bedeuten die Koeffizienten $1(j,s)$ mit $1 \leq s \leq p$ die sogenannten Faktorladungen, die über den Zusammenhang zwischen Faktoren und Variablen informieren. Diese Faktorladungen werden in der Ladungsmatrix L zusammengefaßt. Durch diesen Ansatz wird der ursprüngliche k -dimensionale Variablenraum durch den p -dimensionalen Raum der Faktoren ersetzt.

3.2. Clusteranalyse

Ähnlich der Faktorenanalyse haben Clusteranalysen die Funktion der Datenstrukturierung, nicht jedoch die Reduzierung einer Variablenvielfalt auf wenige, grundlegende Dimensionen (Faktoren), sondern die Reduzierung der untersuchten MT (im allgemeinen Vpn) auf wenige, überschaubare Interpretationseinheiten (Typen) und somit die Herausbearbeitung wesentlicher Charakteristika der Struktur des MT-Bereiches in Form von Typologien.

STEINHAUSEN/LANGER (1977, 14) definieren: „Clusteranalyse wird verstanden als ein zusammenfassender Terminus für eine Reihe unterschiedlicher mathe-

matisch-statistischer und heuristischer Verfahren, deren Ziel darin besteht, eine meist umfangreiche Menge von Elementen durch Konstruktion homogener Klassen, Gruppen oder Cluster optimal zu strukturieren. Die gesuchten Cluster sollen jeweils nur ähnliche Elemente enthalten, während Elemente verschiedener Gruppen möglichst unähnlich sein sollen. Bei dieser Aufteilung wird davon ausgegangen, daß die Ähnlichkeit der Elemente untereinander quantifizierbar ist und sich durch (reelle) Zahlenwerte ausdrücken läßt.“

Die systematische Ordnung der Merkmale erfolgt anhand bestimmter, als relevant angesehener Merkmale bzw. Variablen. Die Menge aller berücksichtigten Merkmale bildet den Merkmalraum, dessen Koordinatenachsen sozusagen den einzelnen Variablen zugeordnet sind. Die empirisch ermittelten Merkmalsausprägungen sind als Koordinaten interpretierbar, mit deren Hilfe jeder MT als Punkt im Merkmalraum dargestellt werden kann.

„Ähnlichkeit der Elemente ist damit z. B. als geringe Distanz im Merkmalraum zu denken, Zusammengehörigkeit der Elemente eines Typs als relativ dichte Anordnung dieser Elemente im Raum bei gleichzeitig relativ großem Abstand von anderen, nicht zum Typ gehörenden Elementen“ (SONDEUR 1974, 13). Die Ähnlichkeit oder Unähnlichkeit zwischen MTn kann nun hierbei auf verschiedene Weise festgelegt bzw. quantifiziert werden. Formal entspricht dem Konzept der Ähnlichkeit eine reell-wertige Funktion $f: M \times M \rightarrow R$, die je zwei Merkmalsträgern, also Paaren der Produktmenge $M \times M$, reelle Zahlen zuordnet, die das jeweilige Maß der Ähnlichkeit (unserer Vorstellung von „Ähnlichkeit“ möglichst nahe kommend) ausdrücken sollen. Um das zu erreichen, muß die Funktion f bestimmte Mindesteigenschaften erfüllen (STEINHAUSEN/LANGER 1977, 51). Diese Eigenschaften werden von einer Reihe von Funktionen erfüllt (z. B. Minkowsky-r-Metriken, euklidische Distanz, City-block-Metrik, Mahalanobis-Distanz). Ausgehend von inhaltlichen Überlegungen ist darunter die angemessene Ähnlichkeits- bzw. Distanzfunktion auszuwählen, wobei auch Fragen des Maßniveaus der beteiligten Variablen zu berücksichtigen sind. Es ist natürlich klar, daß die Gruppierung der MT entscheidend von der Auswahl der Variablen abhängt. Ebenso wird die für einen Variablenbereich herausgearbeitete Struktur von den MTn, an denen die Variablen gemessen werden, wesentlich beeinflußt (vgl. Kapitel 2). Insofern ist zu beachten, daß die den untersuchten Gegenstandsbereich konstituierenden Bereiche der MT einerseits (MT-Bereich) und der Variablen andererseits (V-Bereich) nicht isoliert voneinander zu sehen sind. Keiner der beiden Bereiche kann für sich alleine ohne Einbeziehung des anderen untersucht werden! Die für die Untersuchung eines Bereiches notwendigen Daten können ja nur über den anderen Bereich gewonnen werden. So wie nun aber die beiden Bereiche in der Phase der Datengewinnung untrennbar miteinander verbunden sind, müßte diese gegenseitige Abhängigkeit auch in den Ergebnissen zum Ausdruck kommen. Das ist meines Erachtens bei den Verfahren Faktoren- und Clusteranalyse nicht ausreichend der Fall, weshalb die mit diesem Verfahren gewonnenen Ergebnisse leicht den falschen Eindruck der Existenz von Strukturen im untersuchten Bereich an sich, d. h. unbeeinflußt vom jeweils anderen Bereich, erwecken können.

3.3. Strukturanalyse unter Berücksichtigung individueller Unterschiede

Es wird deshalb vorgeschlagen (ausführlicher in MAYER, W., Strukturanalysen sportmotorischer Leistungen unter Berücksichtigung interindividueller Unterschiede, in: FETZ, F. [Hrsg.], Sportmotorische Diagnoseverfahren, in Druck), die jeweiligen Strukturiierungen im MT-Bereich und V-Bereich zu kombinieren und bei der Zurückführung der Ausgangswerte $x(i, j)$ (= Wert des MTs i auf der j -ten Variablen) auf grundlegende Interpretationseinheiten die Strukturelemente beider Abstraktionsebenen, also Faktoren und Typen, einzubauen. Diese Überlegung führt zu folgender Erweiterung des Ansatzes innerhalb der Faktorenanalyse (der untersuchte Gegenstands bereich bestehe aus n MTn und k -Variablen; die MT ließen sich auf m -Typen und die Variablen auf p -Faktoren „zurückführen“):

$$x(i, j) = [g(i, 1)l(j, 1)b(1, 1)^+ + \dots + g(i, 1)l(j, p)b(1, p) \\ + g(i, 2)l(j, 1)b(2, 1)^+ + \dots + g(i, 2)l(j, p)b(2, p) \\ \dots \dots]$$

Hierbei bedeuten:

$$+ g(i, m)l(j, 1)b(m, 1)^+ + \dots + g(i, m)l(j, p)b(m, p)] \frac{1}{d(i, j)}$$

3.3.1.

Zuerst wird der Bereich der (standardisierten) Variablen mit Hilfe einer Faktorenanalyse strukturiert. Die Ladungen der Variablen ($1 \leq j \leq k$) auf den Faktoren ($1 \leq s \leq p$) (nach VARIMAX-Rotation) werden in der kxp-Ladungsmatrix L zusammengefaßt. Zur Bestimmung der Faktorenzahl P kann auf das KAISER-Kriterium („Eigenwerte > 1“, z. B. ARMINGER 1979, 37) zurückgegriffen werden.

3.3.2.

Nun wird der MT-Bereich durch Herausarbeitung von Typen bzw. Teilmengen ähnlicher MT strukturiert. Die Methode der Wahl stellt in diesem Fall die Clusteranalyse dar. Angenommen, aufgrund der Verteilung der MT im Merkmalraum lassen sich m „dichte“ Teilräume, d. h. Cluster, identifizieren. Jeder MT sollte sich hierbei genau einem Cluster zuordnen lassen. Diese Zuordnung kann nun mehr oder weniger eindeutig sein. Insbesondere wenn ein MT zwischen zwei oder mehreren dicht besetzten Zonen im Merkmalraum liegt, bereitet die Zuordnung Schwierigkeiten. Es wird deshalb vorgeschlagen, die Zugehörigkeit von MTn zu Clustern mit Hilfe von „Ladungswerten“ (Ähnlichkeit zu den einzelnen Typen bzw. Nähe zu den einzelnen Clusterschwerpunkten) zu beschreiben. Falls die MT im m-Cluster gruppiert werden, bedeutet das, daß für jeden MT ($1 \leq i \leq n$) m „Ladungswerte“ (\rightarrow MT-Gewichte) zu berechnen sind.

Diese MT-Gewichte können in der nxm-Matrix G zusammengefaßt werden. Das Element $g(i, r)$ in der i -ten Zeile und r -ten Spalte dieser Matrix bedeutet dann das MT-Gewicht (Ähnlichkeit, räumliche Nähe) des i -ten MTs auf dem r -ten Typ.

Für die Berechnung dieser Matrix G der MT-Gewichte wird folgende Methode vorgeschlagen:

Methodenlehre

In Matrixschreibweise lautet obiger Ansatz: [sei X die nxk-Matrix der standardisierten Ausgangsdaten $x(i, j)$, G die nxm-Matrix der MT-Gewichte $g(i, r)$ auf den einzelnen Typen, L die kxp-Matrix der Variablen-Ladungen $l(j, s)$ auf den Faktoren und D jene für die Darstellung der $x(i, j)$ -Werte als gewichtete Mittelwerte der b (r, s)-Elemente erforderliche kxx-Koeffizientenmatrix (vgl. MAYER, S. 80 f.).]

$$X = GBL'D$$

Anfangs ist lediglich die Matrix X gegeben. Die Zahlen m und p (in wie viele Typen lassen sich die n MT bzw. Vpn einteilen und auf wie viele Faktoren lassen sich die k -Variablen reduzieren?), die Ladungsmatzen L und G sowie natürlich die Basismatrix B sind zu bestimmen.

Dazu wird folgende Vorgangsweise vorgeschlagen:

Den Ausgangspunkt bilden separate Strukturierungen im MT- bzw. V-Bereich.

3.3.1.

Zuerst wird der Bereich der (standardisierten) Variablen mit Hilfe einer Faktorenanalyse strukturiert. Die Ladungen der Variablen ($1 \leq j \leq k$) auf den Faktoren ($1 \leq s \leq p$) (nach VARIMAX-Rotation) werden in der kxp-Ladungsmatrix L zusammengefaßt. Zur Bestimmung der Faktorenzahl P kann auf das KAISER-Kriterium („Eigenwerte > 1“, z. B. ARMINGER 1979, 37) zurückgegriffen werden.

3.3.2.

Bei obiger Zerlegung von $x(i, j)$ wird also zu beiden den Gegenstandsbereich konstituierenden Komponenten Bezug genommen. Es geht nicht nur die Beziehung der jeweiligen Variablen j zu den einzelnen Faktoren ein [$\rightarrow l(j, s)$], sondern auch die Beziehung der V_p i zu den einzelnen Typen [$\rightarrow g(i, r)$]. Die ursprüngliche nxk-Datenmatrix X wird somit auf eine mxp-Matrix (\rightarrow Basismatrix B) reduziert, die als Ergebnis der gemeinsamen Strukturierung von MT- und V-Bereich anzusehen ist.

Die Ausgangsdaten $x(i, j)$ werden also nicht wie bei der Faktorenanalyse als gewichtete Summe der Faktorwerte (vgl. S. 6) dargestellt, sondern als gewichtete Mittelwerte der Elemente der Basismatrix, wobei die Größe der entsprechenden Gewichte $g(i, r)l(j, s)$ davon abhängt, welche Beziehung der MT i zum r -ten Typ bzw. welche Ladung die Variable j auf dem s -ten Faktor aufweist.

Anders ausgedrückt: möchte man einen konkreten Wert $x(i, j)$ mit Hilfe der herausgearbeiteten Strukturelementen (Typen und Faktoren) reproduzieren, muß nur festgestellt werden, mit welchem Typ (welchen Typen) r der MT i die größte Ähnlichkeit besitzt und auf welchen Faktoren s die Variable j die größten Ladungen aufweist. Auf die entsprechenden Elemente $b(r, s)$ der Basismatrix kann der Wert $x(i, j)$ dann im wesentlichen zurückgeführt werden.

3.3.2.1.

Zuerst muß geklärt werden, in wie viele „natürliche“ Typen die Menge der MT unterteilt werden kann. Natürliche Typen sind nach dieser Vorstellung dicht besetzte Zonen im Merkmalraum, die allseitig von dünn besetzten Zonen umgeben sind (CATTELL/COUTTER, zit. n. SODEUR 1974, 15). Die Suche nach natürlichen Typologien ist insofern nur dann sinnvoll, wenn die untersuchten Elemente tatsächlich ungleich im Merkmalraum verteilt sind bzw. sich die als „Punktwolken“ im Merkmalraum dargestellten Typen deutlich voneinander abheben. Vor Abschluß der Clusteranalyse liegen über die Richtigkeit dieser Annahme keine empirischen Informationen vor. Durch die Einteilung der MT in Cluster sollte gleichzeitig hierüber Klarheit geschaffen werden.

Für die Klassifizierung der MT existieren nun eine Reihe statistischer Verfahren bzw. Clusteranalyse-Algorithmen (dazu etwa OPTIZ 1980, STEINHAUSEN/LANGER 1977). Ein bekanntes Beispiel stellt die hierarchische Methode dar. Dabei werden sukzessive jene Cluster vereinigt, zwischen denen die auf eine bestimmte Art festgelegte Distanz minimal ist. Dabei wird mit den einzelnen MTn als Klassen begonnen. Am Ende des Verfahrens erhält man nur noch eine Klasse, die aus allen MTn besteht. Die Vereinigung von zwei Clustern ist jeweils mit einem Fehlerzuwachs (Anstieg der Fusionskoeffizienten) verbunden. Natürlich sind weder der Ausgangspunkt mit einem eigenen Cluster für jeden MT noch der letzte Schritt mit der Zusammenfassung aller MT zu einem einzigen Cluster i. a. sinnvolle Klasseneinteilungen. Die geeignete Einteilung muß aus der Hierarchie ausgewählt werden, wofür es aber keine allgemeingültigen Entscheidungskriterien gibt. Als Anhaltspunkte können lediglich Diskontinuitäten im Verlauf der Fusionskoeffizienten dienen. Eine objektive Entscheidungsgrundlage ist damit aber nicht gegeben.

Eine alternative Methode stellt die DENSITY-Prozedur dar (WISHART 1984, 60 f.). Darunter versteht man ein Verfahren zur Schätzung aller Modi einer multivariaten Stichprobendichte, wobei man die einzelnen Modi im Sinne „natürlicher“ Cluster interpretieren kann. Zuerst wird für jeden MT i ein Dichtemaß $A(i)$ des Raumes in seiner unmittelbaren Nachbarschaft ermittelt, üblicherweise als Mittelwert der Abstände des MTs i von seinen 2k-1 nächsten Nachbarn (für die Parameter k sind Standardwerte in Abhängigkeit von der Stichprobengröße n vorgesehen; liegt etwa n zwischen 31 und 90, ist der übliche Wert für k = 4). Kleine $A(i)$ -Werte gehören zu Punkten, die in Gebieten hoher Dichte liegen.

„Als nächstes werden die Individuen entsprechend ihrer $A(i)$ -Werte geordnet. Diese Ordnung bestimmt die Reihenfolge, nach der die Individuen in die Clusterkerne „eingeführt“ werden oder wie sie „dicht“ werden. Zu Beginn des hierarchischen Clusterprozesses wird jenes Individuum mit dem kleinsten $A(i)$ -Wert „eingeführt“ und bildet den ersten Clusterkern. Bei jedem weiteren Zyklus des Algorithmus wird der „Koeffizientenschwellenwert“ R bis zum nächstkleinsten $A(i)$ -Wert erhöht“ (WISHART 1984, 55) und dann das zugehörige Individuum eingeführt. Ist dieser neue Punkt von allen übrigen „dichten Punkten“ durch einen Ab-

stand getrennt, der größer als R ist, bildet der Punkt einen neuen Clusterkern, und die Anzahl der Cluster wird um eins erhöht. Liegt der neue Punkt innerhalb des Abstandes R eines oder mehrerer „dichter Punkte“, die alle zum selben Clusterkern gehören, vereinigt sich der neue Punkt mit diesem Cluster. Liegt der neue Punkt innerhalb des Abstandes R von „dichten Punkten“, die zu zwei oder mehreren Clustern gehören, wird der Punkt dem Cluster zugeordnet, zu dem er die größte Nähe aufweist. „Als passenden Vergleich kann man sich vorstellen, daß die Cluster von disjunkten Umhüllenden sich schneidender Kugeln beschrieben werden, wobei jede Umhüllende aus einer anderen sich gegenseitig nicht löslichen Substanz besteht. Wenn zwei solche Umhüllende aufeinander treffen, bilden sie wegen ihrer gegenseitigen Unlöslichkeit keinen großen gemeinsamen Cluster, sondern bleiben getrennt. Die Umhüllenden vergrößern sich wie wachsende Cluster-Kulturen“. In dem Maß, wie der Dichteschwellenwert abnimmt, wird der Stichprobenraum zunehmend von Clustern angefüllt“ (WISHART 1984, 60).

Gewöhnlich nimmt die Anzahl der Cluster bis zu einem Maximum zu, ehe die erste Fusion erfolgt. Es liegt nahe, diese maximale Clusteranzahl als das niedrigste „natürliche“ Niveau der Klassifikation anzusehen. Insofern liefert das Verfahren Anhaltspunkte für eine objektive Festlegung der Clusteranzahl, nämlich als jene Anzahl, die dann gegeben ist, wenn alle n Elemente (MT) der Stichprobe „eingeführt“ worden sind, bevor also zwischen den Clustern die erste Fusion erfolgt. Nicht zuletzt wegen dieser Möglichkeit, ein objektives Kriterium für die Bestimmung der Clusteranzahl angeben zu können, wird im Rahmen dieser Arbeit bei der Klassifikation der MT die DENSITY-Prozedur verwendet.

3.3.2.2.

Nachdem durch die DENSITY-Prozedur die Zahl m der Cluster festgelegt worden ist, besteht der nächste Arbeitsschritt darin, die Beziehung (Ähnlichkeit) der MT zu den einzelnen Clustern (Typen) mit Hilfe von Ladungswerten g (i, r) ($1 \leq i \leq n, 1 \leq r \leq m$) zu beschreiben. Damit diese Ladungswerte leicht interpretierbar sind und eine objektive Grundlage für die Abschätzung der Ähnlichkeit der MT mit den Typen bilden, sollten sie nur Werte innerhalb eines bestimmten Intervalls, etwa zwischen 0 und 1 annehmen können, so daß dann von großen (kleinen) Werten, d. h. Werten nahe bei 1 (0), auf eine große (kleine) Ähnlichkeit des jeweiligen MTs mit den einzelnen Typen geschlossen werden kann.

Für die Berechnung dieser Ladungswerte bieten sich mehrere Möglichkeiten an. So könnte man etwa von den Distanzen der MT zu den „Schwerpunkten“ der einzelnen Cluster im Merkmalraum ausgehen, die dann mit Hilfe einer (monotonen) Funktion in das Intervall [0,1] transformiert werden. Je näher ein MT beim Schwerpunkt eines Clusters liegt, desto größer (d. h. näher bei 1) müßte die Ladung dieses MTs auf dem entsprechenden Typ sein. Dabei tritt allerdings das Problem auf, von der Vielzahl der möglichen Transformationen die am besten geeignete anhand objektiver Kriterien auszuwählen.

Eine andere Möglichkeit stellt die im CLUSTAN-Programmpaket implementierte NORMIX-Prozedur dar (WISHART 1984, Ergänzungsteil, 1 f.; WOLFE 1970, 329 f.; KAUFMANN PAPE 1984, 420 f.). „NORMIX unterscheidet sich von den meisten anderen Clustermethoden insfern, als es niemals einen Fall dem einen oder dem anderen Cluster zuordnet. Statt dessen schätzt es die Parameter von multivariaten Normalverteilungen, die die Cluster darstellen, und teilt jedem Punkt der Stichprobe eine Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu jedem Cluster zu. Wenn sich also zwei Cluster überlappen, dann werden die Fälle, die in der Mitte der Wegstrecke zwischen den Clustern liegen, in beiden Clustern Zugehörigkeits-Wahrscheinlichkeiten von ungefähr 0.5 haben und gleich viel zur Parameterschätzung der betreffenden Cluster beitragen“ (WISHART 1984, Ergänzungsteil, 1).

Es wird vorgeschlagen, diese Zugehörigkeits-Wahrscheinlichkeiten im weiteren als MT-Gewichte $g(i, r)$ ($1 \leq i \leq n, 1 \leq r \leq m$) zu verwenden.

3.3.3.

Die Ergebnisse der ersten beiden Schritte sind getrennte Strukturierungen des Variablenbereiches einerseits sowie der Menge der Merkmalsträger andererseits. Die dabei gewonnenen Ergebnisse sind in den Ladungsmatrizen L ($k \times p$) und G ($n \times m$) zusammengefaßt. Auch die Elemente der Matrix D können nun leicht bestimmt werden. Somit sind jetzt die Matrizen X , L , G und D gegeben, so daß die Matrix B im Ansatz

$$X = G B L^T D$$

die letzte Unbekannte darstellt und als solche aus dem Ansatz bestimmt werden kann. Zu beachten ist hierbei, daß die Herausarbeitung von Strukturelementen i. a. mit Informationsverlust verbunden ist. So auch im obigen Fall, bei dem die $n \times k$ -Datenmatrix X auf die $m \times p$ -Basismatrix reduziert wird. Da die Anzahl der Gleichungen die Anzahl der Unbekannten übersteigt, ist die Gleichung für B i. a. nicht lösbar. Das Ziel kann nur darin liegen, jene Matrix B' zu bestimmen, für die die Matrix

$$X' = G B' L^T D$$

die Matrix X möglichst gut approximiert. Im Sinne der Kleinsten-Quadrat-Schätzung (z. B. MOOSBRUGGER, 41 f.) ergibt sich nun für B' :

$$\begin{aligned} X &= G B' L^T D \\ X D^{-1} &= G B' L^T \\ G^T X D^{-1} L &= G^T G B' L^T L \\ (G^T G)^{-1} G^T X D^{-1} L (L^T L)^{-1} &= B' \end{aligned}$$

Analog zu obiger Bemerkung über die Zerlegung von $x(i, j)$ in Komponenten gilt auch bei der Berechnung von $b(r, s)$, daß die Ausgangsdaten $x(i, j)$ gemäß der Größe von $g(i, r)$ und $l(j, s)$ eingehen. Je größer die Ähnlichkeit des MTs i zum Typ r und die Ladung der Variablen j auf dem Faktor s sind, desto wichtiger ist der Wert $x(i, j)$ bei der Berechnung von $b(r, s)$.

Um sicherzustellen, daß alle Variablen gleichwertig bei der Berechnung der Basismatrix eingehen, sind unterschiedliche Größenordnungen im Meßwertbereich der einzelnen Variablen auszuschalten. D. h., bei allen Variablen ist vom selben Maßsystem auszugehen, das dann auch bei der Interpretation der Elemente $b(r, s)$ der Basismatrix die Grundlage bilden kann. Aus diesem Grunde werden alle Variablen vor der Durchführung der beschriebenen statistischen Methode standardisiert.

Das vorgeschlagene statistische Verfahren für Strukturanalysen unter Berücksichtigung individueller Unterschiede wird im weiteren an einem praktischen Beispiel demonstriert (vgl. MAYER, 85 f.).

4. Die Untersuchung der Struktur einer komplexen sportlichen Leistung

Als Strukturelemente für den Bereich der (Sport-)Motorik bieten sich nicht weiter zerlegbare, eindimensionale motorische Basisfähigkeiten (z. B. BÖS/MECHLING 1983, 63–73) an, mit deren Hilfe interindividuelle Leistungsunterschiede im Bewegungsleben von Menschen erklärt werden können.

Die Untersuchung der Frage, inwieweit motorische Basisfähigkeiten bei der Bewältigung komplexer, mehrdimensionaler Leistungen eingesetzt, stellt ein wichtiges Forschungsziel dar (z. B. BALLREICH 1970, 19–21). Solche komplexen Leistungen werden etwa in Hindernis- bzw. Gewandtheitsläufen abverlangt. Bei ihrer Bewältigung werden mehrere motorische Fähigkeiten beansprucht (in der Literatur werden angeführt: Schnelligkeit, Wendigkeit, Gelenkigkeit, Kraft ...).

Ausgehend von der Laufzeit X ist es nicht möglich, auf die Bedeutung der einzelnen Fähigkeiten sowie die Meßwerte der MT (V_{pn}) auf diesen Fähigkeiten zu schließen. Nun wäre aber die Charakterisierung der Laufleistung mit Hilfe mehrerer Meßwerte (nämlich für jede relevante Fähigkeit ein eigener Meßwert) der mehrdimensionalen Struktur von X angemessen, als nur die Endzeit zu berücksichtigen, die – wenn auch auf Verhältnisskalenniveau gemessen – unter Umständen Eindimensionalität nur vortäuscht. Wird nur die Endzeit den weiteren Analysen zugrunde gelegt, berücksichtigt man nicht, daß ähnliche Laufzeiten X unterschiedlich zustande kommen können. MT können hinsichtlich der relevanten Fähigkeiten unterschiedliche individuelle Stärken bzw. Schwächen haben und in verschiedenen Laufabschnitten Zeit gewinnen bzw. verlieren.

Wird der Hindernislauf nun aber in Teilabschnitte $X(j)$ ($1 \leq j \leq k$) gegliedert, die schwerpunktmäßig einzelne motorische Fähigkeiten beanspruchen, und werden für diese Abschnitte im Sinne von Zwischenzeiten die Laufzeiten be-

stimmt, hält man sich die Möglichkeit offen, die in die Endzeit eingehenden Leistungskomponenten quantitativ bestimmen und dabei auch individuelle Aspekte berücksichtigen zu können: in welchen Abschnitten gewinnt/verliert der einzelne Zeit? bzw. – auf die latente Fähigkeitsebene bezogen – in welchen Fähigkeiten hat er seine Stärken/Schwächen?

Sei nun im weiteren $x_{(i,j)}$ die Zeit der V_p i für den Abschnitt $x_{(j)}$. Die Untersuchung der Dimensionalität der komplexen motorischen Leistung X entspricht dann der Strukturierung der $x_{(j)} (1 \leq j \leq k)$ und diese wiederum einer Konstruktvalidierung von X im Sinne einer faktoriellen Validitätsüberprüfung (Strukturierung des Variablenbereiches) (LIENERT 1969, 263). Sollen dabei auch individuelle Aspekte berücksichtigt werden, ist die nxk-Datenmatrix $X = [X_{(i,j)}]$ einer „Strukturanalyse“ im Sinne des Kapitels 3.3. zu unterziehen.

Prinzipiell besteht die Aufgabe in einem Hindernislauf nun darin, motorische Aktionen in einem unter den gegebenen Bedingungen minimalen Zeitschnitt durchzuführen. Insofern läßt sich die Laufleistung am besten mit Hilfe von Schnellfähigkeiten charakterisieren [vgl. dazu etwa die Definition von Schnelligkeit bei ZACIORSKI (zit. n. BÖS/MECHLING 1983, 205)].

„Schnelligkeit als morphologisch-phänomenologische Beschreibungskategorie nimmt eine zentrale Rolle in bestehenden Systematisierungen motorischer Fähigkeiten ein. Unklarheiten bestehen in der Zuordnung zum konditionalen oder koordinativen Bereich, resultierend aus der Tatsache, daß Schnelligkeit als komplex determinierte Leistungsfähigkeit anzusehen ist. Die Heterogenität und Komplexität der Schnelligkeit spiegelt sich in bestehenden Begriffsverbindungen wie Kraftschnelligkeit, Schnelligkeitsausdauer und Koordinations-schnelligkeit, in denen Schnelligkeit in unauflösbarer Verbindung mit anderen konditionalen oder koordinativen Fähigkeiten gesehen wird“ (BÖS/MECHLING 1983, 216). Schnelligkeit stellt somit keine Basisfähigkeit dar, sondern „quasi einen Baustein höherer Komplexität ... der wiederum aus Elementarteilen weitgehend erklärt werden kann“ (BÖS/MECHLING 1983, 216).

Schnelligkeit ist in diesem Sinne mehrdimensional und vor allem durch folgende motorische Basisfähigkeiten determiniert: (Maximal-)Kraft (\rightarrow motorische Kraftschnelligkeit), Koordination (\rightarrow motorische Reaktions- und Koordinations-schnelligkeit) und Ausdauer (\rightarrow Ausdauerschnelligkeit). In Anlehnung an FREY (1977, S. 349) wird im weiteren folgende Systematisierung der Schnelligkeit zugrunde gelegt: „Schnelligkeit als Komplex-, nicht als Grundeigenschaft, weist drei – auf voneinander unabhängigen Elementarfaktoren basierende – Erscheinungsformen auf:

- Motorische Reaktionsschnelligkeit äußert sich als Reaktionszeit (Signal-Antwort) und wird durch die Erregungsleitungzeit (beinhaltet Latenzzeit) bestimmt. Wir unterscheiden eine kleinnotorische und eine großmotorische Reaktionsschnelligkeit.
- Motorische Kraftschnelligkeit ist eine hauptsächlich aus der Schnellkraft resultierende Schnelligkeitsform. Sie tritt bei Bewegungsabläufen auf, die durch große Widerstände (bewegte Massen) gekennzeichnet sind.

c) Motorische Aktions- bzw. Koordinations-schnelligkeit resultiert hauptsächlich aus einem guten, schnellen Nerv-Muskel-Zusammenspiel, also einer ausgeprägten Koordinationsfähigkeit. Sie tritt vorwiegend bei Bewegungsabläufen mit geringem Widerstand auf.“

Im Gegensatz zu FREY, der in seiner Definition von Schnelligkeit von einem kleinen Zeitintervall spricht, das die Ermüdung ausschließt („Wo Ermüdung anfängt, hört Schnelligkeit auf!“ FREY 1977, 349), wird hier in Übereinstimmung mit dem Sportwissenschaftlichen Lexikon (1973, 217) auch der Ausdauerspekt, und zwar in Form von „Ausdauerschnelligkeit“, berücksichtigt, worunter jener Schnelligkeitsaspekt zu verstehen ist, der durch dominant anabol-dynamische Ausdauerfähigkeit determiniert wird.

Entsprechend der Forderung von FETZ/BALLREICH (1967, 63) muß das Ziel einer Beschreibung der motorischen Schnelligkeit nun darin liegen, „jene unabhängigen Dimensionen zu bestimmen, die am Zustandekommen von Schnelligkeitsleistungen beteiligt sind“.

BÖS/MECHLING kommen aufgrund des Studiums bestehender Strukturierungen zu dem Ergebnis, „daß dieser Schritt der Isolierung von Basisfähigkeiten aus dem Komplex der Schnelligkeitsfähigkeiten noch nicht geleistet ist“ (1983, 213).

Mit der vorliegenden Untersuchung wird ein Schritt in dieser Richtung ver sucht. Die Laufleistung X im Hindernislauf wird als Schnelligkeitsleistung interpretiert, für die die Charakterisierung mit Hilfe von Schnelligkeitsfähigkeiten eine Beschreibungsmöglichkeit auf hohem Komplexitätsniveau darstellt. Gelingt es, in den Teilausschnitten $X_{(j)} (1 \leq j \leq k)$ die Basisfähigkeiten, welche die Schnelligkeit im wesentlichen beeinflussen (Kraft, Koordination, Ausdauер), möglichst isoliert anzusprechen, wird es möglich, aus der komplexen Laufleistung Basisdimensionen entsprechend ihrer Relevanz herauszulösen.

Die Situation ist also die folgende: Die Laufleistung X (entspricht der Endzeit) wird in k Zwischenzeiten $X_{(j)} (1 \leq j \leq k)$ unterteilt. Bei inhaltlich sinnvoller Einteilung der Laufabschnitte enthalten die Zwischenzeiten die gesamte für X relevante Information. Inwieweit die vorgenommene Einteilung des Hindernislaufes in Abschnitte sinnvoll ist, hängt vom Forschungsziel ab. Geht es darum, die komplexe Schnelligkeitsleistung X zu strukturieren, müßten in den einzelnen Laufabschnitten die für eine Schnelligkeitsleistung als relevant angesehenen Basisdimensionen mit den entsprechenden Schnelligkeitsformen (Kraftschnelligkeit, Koordinations-schnelligkeit, Ausdauerschnelligkeit; der Aspekt der Reaktionsschnelligkeit wird in dieser Arbeit nicht berücksichtigt) in möglichst reiner Form erfaßt werden können.

Sei dabei $x_{(i,j)}$ die Zeit der i-ten V_p (des i-ten MTs) für den j-ten Abschnitt (Messung auf Verhältnisskalenniveau). Die für die Fragestellung relevante Information ist dann in der Matrix $X = [x_{(i,j)}]$ enthalten. Ist n die Anzahl der V_p (MT) und k die Anzahl der Laufabschnitte, ist X eine nxk-Matrix. Das Ziel besteht darin, diese Matrix gemäß der in Kapitel 3.3. vorgeschlagenen Methode zu strukturieren. Die für den einschlägigen Variablenbereich [Laufabschnitte $X_{(1)} \dots X_{(k)}$] ermittelten Strukturelemente können dann als Basisdimensionen der im Hindernislauf beanspruchten Schnelligkeitsfähigkeit(en)

interpretiert werden (→ Schnelligkeitsfaktoren). In der Menge der Vpn (MT) liefert die statistische Methode eine Einteilung in Gruppen von Vpn mit ähnlicher Lauf- bzw. Schnelligkeitsleistung, und zwar nicht nur bezüglich der Endzeit, sondern auch hinsichtlich der einzelnen Teilabschnitte (→ Lauftypen bzw. Schnelligkeitstypen). Die gemeinsame Strukturierung von Laufabschnitten und Vpn schließlich schlägt sich in der Basismatrix B nieder, deren Elemente darüber Auskunft geben, wie die Schnelligkeitstypen (Lauftypen) auf den einzelnen Schnelligkeitsfaktoren abschneiden.

4.1. Beschreibung des komplexen Hindernislaufes

Der Hindernislauf wird aus folgenden Stationen aufgebaut (vgl. MAYER, 83 f.):

Station 1 [KR (1, 1): Beidarmiges Liegestützspringen;

Station 2 [KO (1, 1): Mit den Füßen im Liegestütz rücklings einen Ball durch einen Slalom treiben;

Station 3 [KO (2, 2): Ball dreimal gegen Wand werfen und wieder fangen, daneben über Hindernisse (gespannte Schnüre) laufen;

Station 4 [KR (2, 1): Überspringen einer Kastentreppje auf einem Bein;

Station 5 [KO (3, 1): Ball (in vorgegebener Mindesthöhe und vorgegebenem Mindestabstand) gegen Wand werfen – Körperdrehung – Ball fangen – Ball hochwerfen – Rolle vorwärts – Ball fangen und an markierter Stelle ablegen;

Station 6 [KO (4, 1): Halbe Drehung mit anschließender Rolle rückwärts unter einer Hürde hindurch;

Station 7 [KR (3, 1): Beidbeiniges Springen über ca. 0,6 m hohe Hindernisse;

Station 8 [KO (5, 1): Sprungrolle über eine gespannte Schnur und anschließend unter der Schnur durchkriechen.

Bei der Differenzierung zwischen Koordinations- und Kraftschnelligkeit geht d. V. von der Feststellung MARTINS aus: „Die leistungsbestimmenden Faktoren bei einer hohen Bewegungsgeschwindigkeit mit geringen äußeren Belastungen liegen im Bereich der Beweglichkeit der Nervenprozesse. Bei einer Bewegungsgeschwindigkeit mit hohen äußeren Belastungen liegen sie im Bereich der Kraft“ (MARTIN 1977, 105). Unter diesem Gesichtspunkt sind die Stationen 1, 4 und 7 dem Aspekt Kraftschnelligkeit und die restlichen dem Aspekt Koordinations schnelligkeit zuzuordnen. Um auch den Aspekt der Ausdauerschnelligkeit berücksichtigen zu können, ist der Parcours unmittelbar hintereinander zweimal zu durchlaufen, so daß er insgesamt aus den 16 Stationen KR (1, 1) ... KO (5, 1) (im ersten Durchgang) und KR (1, 2) ... KO (5, 2) (im zweiten Durchgang) besteht. Zwischen den einzelnen Stationen werden dabei Trittmatten angebracht, die bei der Berührung durch den Läufer die jeweilige Zwischenzeit auslösen.

4.2. Ergebnisse (ausführlicher in MAYER, 56 f.)

Die Untersuchung wurde im Schuljahr 1985/86 im Turnsaal des Bundesoberstufensealgymnasiums Salzburg/Akademiestraße durchgeführt. An ihr nahmen 88 Schüler im Alter zwischen 15 und 18 Jahren teil. Da für jeden der 88 Schüler 16 Zeiten gemessen wurden, ist die Information in einer 88×16 -Matrix zusammengefaßt. Sei X die Matrix mit den standardisierten Werten. Die statistische Auswertung der Daten wurde am EDV-Zentrum der Universität Salzburg (DEC VAX-11/750 VMS V 4.3) durchgeführt. Verwendet wurden die Programm pakete SPSSX, MINITAB, CLUSTAN sowie der VAX-BASIC-Compiler.

4.2.1. Ergebnisse der Faktorenanalyse

Gemäß der in Kapitel 3.3. beschriebenen statistischen Methode besteht der erste Schritt der Auswertung in der faktoriellen Strukturierung des Variablenbereiches.

Die Ergebnisse der Hauptkomponentenanalyse sind in der folgenden Tabelle zusammengefaßt.

Tab. 1: Hauptkomponentenanalyse der 16 Stationen; Eigenwerte

VAR	COMMUNALITY	FACTOR	EIGEN-VALUE	PCT of VAR	CUM PCT
KR (1, 1)	1.00000	1	7.53148	47.1	47.1
KO (1, 1)	1.00000	2	1.59164	9.9	57.0
KO (2, 1)	1.00000	3	1.08491	6.8	63.0
KR (2, 1)	1.00000	4	.93489	5.8	69.6
KO (3, 1)	1.00000	5	.83055	5.2	74.8
KO (4, 1)	1.00000	6	.75415	4.7	79.5
KR (3, 1)	1.00000	7	.65758	4.1	83.7
KO (5, 1)	1.00000	8	.50203	3.1	86.8
KR (1, 2)	1.00000	9	.46831	3.1	89.7
KO (1, 2)	1.00000	10	.35187	2.9	91.9
KO (2, 2)	1.00000	11	.27470	2.2	93.6
KR (2, 2)	1.00000	12	.25261	1.6	95.2
KO (3, 2)	1.00000	13	.24006	1.5	96.7
KO (4, 2)	1.00000	14	.23498	1.5	98.2
KR (3, 2)	1.00000	15	.16260	1.0	99.2
KR (5, 2)	1.00000	16	.12765	.8	100.0

Deutlich ist der große Abfall nach dem 1. Eigenwert erkennbar, was für die Annahme der Eindimensionalität des untersuchten Variablenbereiches spricht, zumindest aber die Einordnung der im Lauf angesprochenen latenten Fähigkeiten unter ein übergeordnetes Konzept (→ Schnelligkeit) gerechtfertigt er-

scheinen läßt. Das KAISER-Kriterium legt hingegen die Extraktion von drei Faktoren nahe, wobei sich diese drei Faktoren wie erhofft relativ eindeutig den einzelnen Schnellfähigkeiten zuordnen lassen (vgl. dazu auch MAYER, 119).

Tab. 2: Faktorenanalyse über die 16 Stationen; Ladungen der Stationen bei der 3-Faktoren-Lösung nach VARIMAX-Rotation

VAR	FACTOR 1	FACTOR 2	FACTOR 3
KR (1, 1)	.58879	.57376	.02190
KO (1, 1)	.49155	.64414	.09094
KO (2, 1)	.68774	.18152	.17743
KR (2, 1)	.39792	.74755	.08004
KO (3, 1)	.78401	.26591	.03190
KO (4, 1)	.77425	.23662	.19232
KR (3, 1)	.53128	.57658	.28284
KO (5, 1)	.73632	.23822	.23779
KR (1, 2)	.38657	.60173	.19653
KO (1, 2)	.34483	.62053	.24306
KO (2, 2)	.55918	.18192	.37436
KR (2, 2)	-0.03874	.78638	.35482
KO (3, 2)	.71997	.19254	.04760
KO (4, 2)	.11859	.13849	.82283
KR (3, 2)	.03825	.43881	.68081
KO (5, 2)	.30169	.10164	.71072

Diese Faktorenladungen werden für den weiteren Gebrauch als Matrix L abgespeichert.

Erwartete Differenzierung der komplexen Schnellfähigkeiten	Faktorenlösung	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3
		Koordinations schnelligkeit	Kraftschnelligkeit	Ausdauerschnelligkeit

Der Menge der Vpn entspricht somit eine „Punktwolke“ im Merkmalraum. Vpn, die in den einzelnen Variablen (Stationen) ähnliche Leistungen erbringen, weisen also ähnliche Koordinaten auf und sind somit im Merkmalraum durch räumliche Nähe gekennzeichnet. Die Distanz zwischen zwei Vpn wird nun im Sinne der quadrierten euklidischen Distanzfunktion bestimmt. Auf der Grundlage der resultierenden 88×88 -Distanzmatrix wird dann mit Hilfe der DENISTRY-Prozedur die Bestimmung der Clusterzahl m vorgenommen. Dabei ergibt sich eine Einteilung der 88 Vpn in 7 Cluster (ausführlicher in MAYER, 125 f.). Gemäß den Ausführungen in 3.3.2.2. werden die Vpn nun nicht allein durch die entsprechende Clusterzugehörigkeit, sondern mit Hilfe von Ladungswerten (MT-Gewichten) auf den einzelnen Typen charakterisiert. Diese Ladungswerte werden mit der CLUSTAN-Prozedur NORMIX im Sinne der Zugehörigkeits-Wahrscheinlichkeiten zu den einzelnen Typen berechnet. Als Ergebnis erhält man für jede der 88 Vpn $m = 7$ (= Anzahl der Typen) Ladungswerte, die zwischen 0 und 1 liegen und die jeweilige Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit der Vp zu den einzelnen Typen anzeigen. Stellvertretend seien die MT-Gewichte der ersten 10 Vpn angeführt (vgl. MAYER, 77 f.).

Tab. 3: MT-Gewichte der ersten 10 Vpn

Vp	Typ						
	1	2	3	4	5	6	7
1	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
3	0.000	0.933	0.002	0.000	0.064	0.000	0.000
4	0.999	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
5	0.008	0.000	0.984	0.000	0.008	0.000	0.000
6	0.001	0.000	0.963	0.000	0.036	0.000	0.000
7	0.000	0.000	0.000	0.998	0.000	0.000	0.002
8	0.000	0.000	0.003	0.996	0.000	0.000	0.000
9	0.001	0.000	0.988	0.012	0.000	0.000	0.000
10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000

4.2.2. Ergebnisse der Clusteranalyse

Der nächste Arbeitsschritt besteht darin, in der Menge der Vpn (im MT-Bereich) mit Hilfe der Clusteranalyse grundlegende Interpretationseinheiten (Typen) herauszuarbeiten. Dabei wird von der Vorstellung ausgegangen, daß die Vpn gemäß ihren Meßwerten in dem von den einzelnen Variablen (Stationen des Hindernislaufes) aufgespannten Merkmalraum durch Punkte repräsentiert werden.

4.2.3. Berechnung und Interpretation der Basismatrix B

Nach dem Abschluß der separaten Strukturierungen von MT- und V-Bereich, deren Ergebnisse in den Matrizen L und G ihren Niederschlag gefunden haben, können nun die wechselseitigen Beziehungen zwischen Typen und Faktoren in Form der Basismatrix herausgearbeitet werden. Da im vorliegenden Fall der untersuchte Gegenstands bereich (bestehend aus 88 Vpn und 16 Variablen) auf 7 Typen und 3 Faktoren reduziert wurde, handelt es sich um eine 7×3 -Matrix. Die Vorschrift (vgl. S. 17) $B' = (G' G^{-1}) G' X D^{-1} L (L' L^{-1})$ liefert nun folgendes Ergebnis:

Tab. 4: 7×3 -Basismatrix

	Faktor			Anteil an der Gesamtstichprobe
	1	2	3	
1	0.83	-0.85	-0.19	8.6%
2	-0.60	-1.26	0.13	13.7%
3	0.00	0.35	-0.12	21.3%
Typ 4	0.75	0.64	0.25	19.7%
5	-0.06	-0.38	-0.41	10.4%
6	-1.55	-0.15	-0.16	17.0%
7	1.45	1.17	0.49	9.3%

Die in der Basismatrix enthaltene Information kann nun vor dem Hintergrund theoretischer oder praktischer Interessen ausgewertet werden (vgl. dazu MAYER, 140 f.).

Einerseits spiegelt die Matrix B in komprimierter Form die für den untersuchten Gegenstandsbereich herausgearbeitete Struktur wider, wobei insbesondere die wechselseitigen Abhängigkeiten zwischen den beiden Komponenten des Gegenstandsbereiches (V-Bereich und MT-Bereich) herausgearbeitet werden. Die Strukturierung des Gegenstandsbereiches umfäßt in diesem Sinne nicht nur die Faktorisierung des Variablenbereiches und/oder die Typenbildung in der Menge der Merkmalsträger (→ „Strukturierung 1. Ordnung“), sondern darüber hinaus eine einschlägige Analyse der Werte der Typen auf den Faktoren, d. h. der Elemente der Basismatrix.

Die Basismatrix als Ergebnis der gemeinsamen Strukturierung von MT- und V-Bereich bildet somit die Grundlage für die Herausarbeitung von „Strukturen 2. Ordnung“, die sich in Form bestimmter systematischer Zusammenhänge zwischen den Elementen b (r, s) der Basismatrix äußern.

Einschlägige Gesetzmäßigkeiten könnten etwa insofern bestehen, als ein hoher Wert auf dem Faktor A die Voraussetzung für einen hohen Wert auf dem Faktor B darstellt und die Typen und Faktoren nach diesem Gesichtspunkt in eine zumindest partiell ineinander greifende Ordnung gebracht werden können. Zu beachten ist auch die Bedeutung, die der in der Basismatrix enthaltenen Information bei der Klärung metatheoretischer Probleme bzw. bei der Entwicklung von Maßstrukturen zukommen könnte. Die Variablen bzw. daraus abgeleitete Faktoren sind dann als Strukturelemente des mehrdimensionalen Merkmals zu denken, die im Sinne von Teildimensionen das zu messende Merkmal konstituieren, die Vpn wiederum als MT, an denen das Merkmal gemessen werden soll.

Wie im 1. Kapitel ausgeführt, erfordert die Messung eines Merkmals an bestimmten MTn einen Einblick in die inhaltliche Struktur des Merkmals. Je nach inhaltlicher Beschaffenheit des Merkmals (charakterisiert im Repräsentationstheorem) ist der adäquate numerische Bereich, in den das Merkmal mit

seiner spezifischen Struktur abgebildet werden kann, zu bestimmen. Das vorgeschlagene statistische Verfahren für die Strukturierung des Gegenstandsreiches (Variablen und MT) unter Berücksichtigung interindividueller Unterschiede liefert nun einen Einblick in die strukturelle Beschafftheit des Merkmals, d. h. in die wechselseitigen Zusammenhänge zwischen den das Merkmal konstituierenden Teildimensionen, wobei aus der Basismatrix auch Anhaltspunkte dafür gewonnen werden können, inwieweit die Zusammenhänge zwischen den Teildimensionen (Faktoren) in Abhängigkeit von den MTn (bzw. Typen) variieren. Die Stärke des Zusammehangs zwischen den Faktoren innerhalb eines Typs ist dabei umso größer einzuschätzen, je ähnlicher die Werte des Typs auf den Faktoren sind. Ähnliche Werte auf allen Faktoren sprechen in diesem Sinne für eindimensionale, unterschiedliche Ausprägungen auf zwei oder mehreren Faktoren für eine mehrdimensionale Struktur des Merkmals beim entsprechenden Typ. Insofern liefert die Basismatrix einen Anhaltspunkt für die Formulierung einschlägiger Repräsentationstheoreme und somit für die Auswahl bzw. Konstruktion geeigneter numerischer Systeme, in denen die Eigenheiten verschiedener MT Berücksichtigung finden können (→ Basismatrix, MT-Gewichte).

Sind unter theoretischem Gesichtspunkt in erster Linie die Elemente der Basismatrix B wichtig, weil das Ziel vorwiegend in allgemeinen Aussagen und Gesetzmäßigkeiten liegt, rückt bei vielen praktischen Anwendungen die einzelne Vp ins Zentrum des Forschungsinteresses. Die Ladungen der Vpn auf den einzelnen Typen (→ Vp-Gewichte, Matrix G) erleichtern nun in Kombination mit der Basismatrix auch hierüber einen detaillierten Informationsgewinn. Mit ihrer Hilfe kann die Ähnlichkeit der einzelnen Vpn mit den Typen eingeschätzt werden, wodurch es möglich wird, über die Werte der jeweiligen Typen auf den Faktoren einen Einblick in das Leistungsbild der einzelnen Vpn mit ihren spezifischen „Stärken“ und „Schwächen“ zu gewinnen, und das nicht bezüglich der einzelnen Variablen, sondern auf der höheren Abstraktionsebene der Faktoren.

In diesem Sinne enthalten die Matrizen B und G etwa für Lehrer und Trainer wichtige Informationen darüber, inwieweit die Mitglieder der Lern- oder Trainingsgruppe in „Typen“ mit ähnlichem Leistungsbild differenziert werden können. Während also vom theoretischen Standpunkt aus das Interesse vor allem den Zusammenhängen zwischen den Elementen b (r, s) der Basismatrix gilt, weil auf der Grundlage diesbezüglicher Gesetzmäßigkeiten den gesamten Gegenstandsbereich (bestehend aus bestimmten Variablen und Merkmalsträgern) erfassende „Strukturen 2. Ordnung“ erarbeitet werden können, interessieren vom praktischen Standpunkt aus eher die absoluten Werte der b (r, s). In Kombination mit den MT-Gewichten informieren sie über die individuellen Stärken und Schwächen im Vergleich zu den übrigen untersuchten MTn. Nach diesem Gesichtspunkt können die MT in Gruppen (Typen) zusammengefaßt werden, so daß die MT innerhalb der einzelnen Gruppen auf den berücksichtigten Variablen bzw. den daraus abgeleiteten (latenten) Faktoren ähnliche Werte aufweisen. Je nach Größe dieser Werte kann dann im Sinn einer diffe-

renzierten Unterrichts- bzw. Trainingsgestaltung bei den einzelnen Gruppen der Hebel angesetzt werden, um die jeweiligen spezifischen Stärken zu fördern bzw. vorhandene Schwächen auszugleichen.

Literaturnachweis

- ARMINGER, G., Faktorenanalyse, Stuttgart 1979.
 BALLREICH, R., Grundlagen sportmotorischer Tests, Frankfurt/Main 1970.
 Bös, K./MECHLING, H., Dimensionen sportmotorischer Leistungen, Schorndorf 1983.
 FETZ, F./BALLREICH, R., Die Schnelligkeit, in: NEUMANN, O. (Hrsg.): Die sportliche Leistung im Jugendalter 1967, S. 63–67.
 FREY, G., Zur Terminologie und Struktur physischer Leistungsfaktoren und motorischer Fähigkeiten, in: Leistungssport (1977) 5: 339–362.
 GIGERENZER, G., Messung und Modellbildung in der Psychologie, München 1981.
 KAUFMANN, H./PAPE, H., Clusteranalyse, in: FAHRMEIR, L./HAMERLE, L. (Hrsg.): Multivariate statistische Verfahren, Berlin–New York 1984, S. 371 f.
 LIENERT, G. A., Testaufbau und Testanalyse, Weinheim–Berlin–Basel 1969 (3.).
 MARTIN, D., Grundlagen der Trainingslehre, Schorndorf 1977.
 MAYER, W., Strukturanalysen sportmotorischer Leistungen unter Berücksichtigung interindividueller Unterschiede, in: FETZ, F. (Hrsg.): Sportmotorische Diagnoseverfahren, in Druck.
 MOOSBRUGGER, H., Multivariate statistische Analyseverfahren, Stuttgart u. a. 1978.
 OPTIZ, O., Numerische Taxonomie, Stuttgart–New York 1980.
 ORTH, B., Einführung in die Theorie des Messens, Stuttgart u. a. 1974.
 SODEUR, W., Empirische Verfahren zur Klassifikation, Stuttgart 1974.
 STEINHAUSEN, D./LANGER, K., Clusteranalyse, Berlin–New York 1977.
 WISHART, D., CLUSTAN-Benutzerhandbuch, Deutsche Ausgabe übersetzt von J. B. SCHÄFFER, Stuttgart–New York 1984 (3.).
 WOLFE, J. H., Pattern clustering by multivariate mixture analysis, in: Multivariate Behavioral Research (1970) 5: 329–350.

Trainingsmethoden zur Verhesserung der speziellen Sprungkraft von Schispringern

E. MÜLLER; E. WACHTER

1. Problem- und Aufgabenstellung

Auch im Schisprungsport sind Spitzleistungen nur noch nach jahrelangem, umfangreichem Training möglich geworden. Im Hochleistungsabschnitt kommt der konditionellen Vorbereitung ein besonders hoher Stellenwert zu, wobei der Verbesserung der Sprungkraft das größte Augenmerk geschenkt wird. Für den Schisprungtrainer ist es daher von grundlegender Bedeutung, optimale Trainingsmethoden zur Verbesserung der schisprungspezifischen Sprungkraft zur Verfügung zu haben.

In der trainingswissenschaftlichen Literatur wird zur Zeit eine sehr breite Diskussion über die Optimierung von Trainingsmethoden zur Verbesserung der Schnellkraftfähigkeit geführt (vgl. BÜHLER 1985, 1986; SCHMIDBLEICHER 1986; LETZELTER/LETZELTER 1986; HÄKKINEN/KOMI 1986; BOSCO 1985). Nach einheitlicher Ansicht zahlreicher Autoren kann die motorische Schnellkraft nur auf der Basis einer gut ausgeprägten Maximalkraft optimal entwickelt werden. Hohes Maximalkraftniveau soll einerseits durch Hypertrophie des schnellzukgenden Faseranteils der Muskulatur und andererseits durch intramuskuläre Koordinationsverbesserung erreicht werden.

Die allgemeine Verbesserung der Schnellkraftfähigkeit der einzelnen Muskeln bzw. Muskelgruppen reicht jedoch nicht aus. Denn für die Schnellkraftleistungsfähigkeit im Wettkampf ist das spezielle, sportartspezifische Schnellkrafttraining von entscheidender Bedeutung. In zahlreichen Untersuchungen konnte aufgezeigt werden, daß die durch allgemeines Krafttraining erzielten großen Schnellkraftverbesserungen bei einzelnen Muskeln nur geringe wett-