

## **Analyse musikalischer Intervention beim Gang mittels neuraler Netze**

### **1. Einleitung**

Jogger und Runner laufen mit Musik, Leistungssportler hören unmittelbar vor dem Wettkampf Walkman. All dies ist in der Praxis durchaus etabliert, geschieht jedoch selten entsprechend wissenschaftlich reflektiert. Die Auswirkungen von Musik auf physiologische Prozesse wurden in der Vergangenheit kontrovers diskutiert (Tenenbaum et al., 2004). Neben der Beeinflussbarkeit der sportlichen Leistung durch das Hören von Musik (Becker et al., 1994) wurden unter anderem physiologische Prozesse (Abnahme der Norepinephrinkonzentration bei langsamer Musik und Zunahme der Epinephrinkonzentration im Blutplasma bei schneller Musik) beobachtet (Yamamoto et al., 2003). Ebenfalls scheint Musik emotionale Zustände wie kein anderes Kommunikationsmittel wachrufen oder auslösen zu können (Altenmüller, 2002), weswegen Musikinduzierung als eine Beeinflussungsvariante des emotionalen Gemütszustandes geeignet scheint.

Montepare et al. (1987), Dittrich et al. (1996) und Montepare et al. (1999) konnten die prinzipielle Möglichkeit der Erkennung von Emotionen in oder anhand von Bewegungen (Gang, Tanz) zeigen. Sie bedienten sich dabei in erster Linie subjektiver Methoden, in denen Probanden Videos mit emotionsgefärbten Bewegungen vorgespielt wurden, die diese dann unter anderem nach Emotionen klassifizieren sollten. Die Auswirkungen von Emotionen auf die sportliche Leistung konnten Coombes et al. (2005) und Coombes et al. (2006) zeigen. Sie untersuchten den Einfluss von emotionsauslösenden Stimuli auf die Koordination und isometrische Kraftproduktion von Probanden mit dem Schluss, dass bei koordinativen Aufgaben die maximal willkürliche Bewegungsausführungsgeschwindigkeit einhergehend mit der Bewegungsvarianz bei Konfrontation mit unangenehmen Bildern zunimmt und ebenso die Kraftproduktion im Mittel steigt während die Bewegungsvarianz konstant bleibt.

Ziel der folgenden Untersuchung ist die quantitative Analyse von Stimmungs- bzw. Emotionszuständen innerhalb von Gangmustern nach Induzierung von Musik. Hierzu wird zunächst die Individualität der Gangmuster untersucht und im Anschluss die Wirkung der Musik auf den emotionalen Zustand am Gangbild analysiert.

## 2. Methoden

Für die Untersuchung konnten 16 gesunde Probanden gewonnen werden. Bevor die Probanden 3 Gänge pro Emotion nacheinander absolvierten, wurde ihnen über einen Kopfhörer und einen handelsüblichen tragbaren MP3-Player zweieinhalb Minuten lang entweder anregende, beruhigende oder keine Musik vorgespielt. Die Reihenfolge der Musikauswahl erfolgte dabei randomisiert. Auch während der Messungen hörten die Probanden die Musik.

Mit Hilfe einer Kistler-Kraftmessplatte (1000Hz) und zwei JVC Videokameras (25Hz) wurden von jedem der 16 Probanden sowohl die Bodenreaktionskräfte in allen drei Dimensionen als auch 3D-Winkelverläufe bzw. -geschwindigkeiten von Arm, Hüfte, Knie und Sprunggelenk der rechten Seite erhoben. Der Experimentaufbau ist schematisch in Abb. 1 dargestellt.

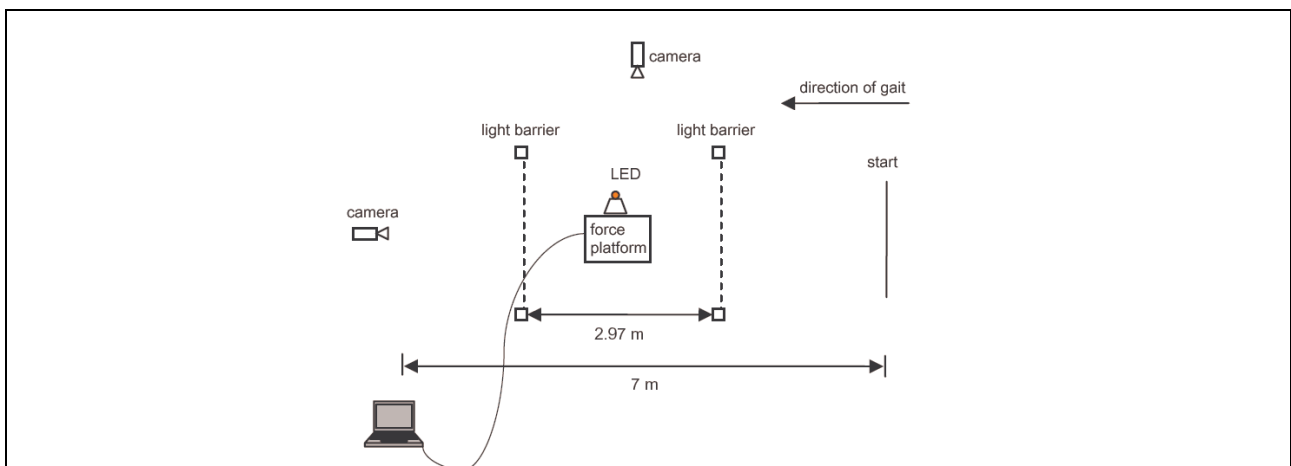


Abb. 1: Experimentaufbau. Gangrichtung von rechts nach links. Die simultane Aufzeichnung der kinematischen Daten wurde durch das LED Signal gewährleistet.

Die Datenaufnahme der kinetischen Daten erfolgte mit Dasy-Lab, die Weiterverarbeitung mit Matlab. Die Daten wurden zeitnormiert und probandenweise amplitudennormiert. Danach wurde von jedem Gangmuster das Mittel aller Gangmuster subtrahiert, um eine bessere individuelle Differenzierung zu erlangen.

Die kinematischen Daten wurden mit Adobe Premiere auf die Länge eines Doppelschrittes (Abdruck rechte Zehen bis Abdruck rechte Zehen) geschnitten und mit Simi Motion digitalisiert. Eine probandenweise Amplitudennormierung war hier nicht notwendig. Berücksichtigung fanden sowohl Winkel als auch Winkelgeschwindigkeiten, obwohl die alleinige Verwendung von Winkeln in Vortests zu einer ähnlichen oder nur geringfügig schlechteren Performance beitrug.

Die Klassifizierung der Daten erfolgte mit verschiedenen neuronalen Netzen, von denen das Feedforward-Netz (FFN) mit Backpropagation Lernalgorithmus als überwachtetes Lernverfahren und die Selbstorganisierende Karte

(SOM) als unüberwachtes Lernverfahren für die Darstellung der hier präsentierten Ergebnisse ausgewählt wurden (Lippe, 2006). Die Anzahl der Eingabeneuronen des FFN wurde für die kinetischen Daten auf 200 Werte (100 für die Vertikalkraft, 100 für die horizontalen Kräfte) und für die kinematischen Daten auf 168 (vier Winkel und vier Winkelgeschwindigkeiten sowie 21 Abtastungen) festgelegt. Pro Klasse wurde ein Ausgabeneuron angelegt und als Anzahl der verdeckten Neuronen  $n/2$  Neuronen gewählt ( $n = \text{Eingabeneuronen} + \text{Ausgabeneuronen}$ ). Ein Gangmuster konnte so einer Klasse zugeordnet werden, wenn das entsprechende Ausgabeneuron „feuerte“. Die Anzahl der richtig klassifizierten Muster lieferte die Erkennungsrate des Netzes [in %]. Die Gewichtsmatrix wurde randomisiert initialisiert, als Transferfunktion wurde in allen Schichten der Tangens Hyperbolicus gewählt, als Lernregel diente der Scaled Conjugate Gradient Algorithmus (Møller, 1993). Alle Erkennungsraten wurden anhand unbekannter Testdaten (Verhältnis Trainingsdaten zu Testdaten: 2:1) errechnet und mittels einfacher Kreuzvalidierung gemittelt.

Neben einer einfachen Selbstorganisierenden Karte (5x3 Neuronen, hexagonales Gitter, Batchtraining Algorithmus, normalisierte Gaußfunktion als Nachbarschaftsfunktion) wurde unter anderem eine selbst implementierte 2SOM gewählt, deren erste SOM (14x8 Neuronen) die Datenreduktion vornahm und deren zweite SOM (5x3 Neuronen) für die Klassifizierung zuständig war.

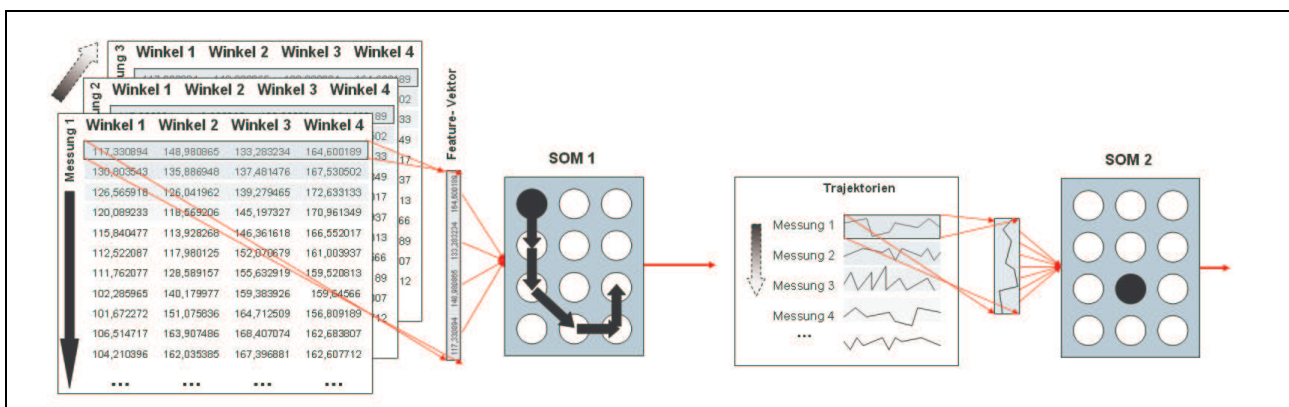


Abb. 2: Prinzipieller Aufbau der 2SOM illustriert anhand kinematischer Daten (vier Winkel).

Die Eingabe der ersten SOM bestand aus den Feature-Vektoren aller Winkel und Winkelgeschwindigkeiten zu einem Zeitpunkt, was als eher koordinationsorientierter Ansatz zu interpretieren ist (Bauer & Schöllhorn, 1997). Die Präsentation der Feature-Vektoren führte über den Zeitverlauf hinweg zu einer Trajektorienbildung aktivierter Neuronen auf der ersten SOM (Schöllhorn & Perl, 2002), die wiederum der zweiten SOM als Eingabe diente. Die sonstige Konfiguration der SOMs wurde an die der einfachen SOM angelehnt. Abb. 2 erläutert den prinzipiellen Aufbau der 2SOM. Ermittelte Erkennungsraten stellen ein selbst implementiertes Gütekriterium für die Klassifikationsleistung der SOM und 2SOM dar, bei dem die Prozentzahl der richtig klassifizierten

Emotionen in bestehende Klassencluster bei simulierter Präsentation der Trainingsdaten bestimmt wird.

### 3. Ergebnisse

Um die Größe des Datensatzes zu erhöhen, wurden für die Klassifizierung der individuellen kinetischen Gangmuster frühere, archivierte Daten von weiteren 22 Probanden hinzugezogen. Ein mit 600 Epochen trainiertes FFN war in der Lage, 38 individuelle Gangmuster zu 98,5% zu unterscheiden. Anhand der kinematischen Daten konnten die individuellen Gangmuster der 16 Probanden von einem mit 500 Epochen trainierten FFN zu 96,9% unterschieden werden.

Die Erkennung der durch die Induzierung von Musik ausgelösten Veränderungen in der Dynamik und Kinematik der Bewegung waren auf individuenübergreifender Ebene nicht möglich. Auf intraindividuellem Ebene konnten allerdings anhand der kinetischen Daten Erkennungsraten bis 100% (im Schnitt 82,6%) erreicht werden (5x3 SOM, Trainingslänge: 50 Epochen, Lernrate  $\alpha=0,5$  im rough training bzw. 0.05 im finetuning). In Abb. 3 ist die Verteilung der Gangmuster eines Probanden nach Musiktypen aufgeschlüsselt dargestellt.

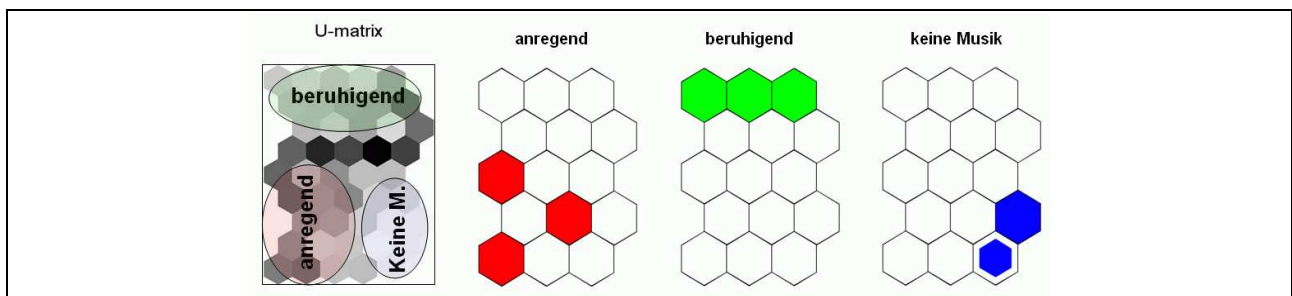


Abb. 3: Verteilung der kinetischen Gangmuster eines Probanden auf die SOM, aufgeschlüsselt nach Musiktypen. Dunkle Bereiche in der Unified Distance Matrix (links) geben Clustergrenzen an, helle Bereiche kennzeichnen Cluster.

Anhand der kinematischen Daten war es ebenfalls auf intraindividuellem Ebene möglich, die drei Musiktypen mit Erkennungsraten bis zu 100% (durchschnittlich 75,7%) zu unterscheiden. Für die Klassifizierungen wurde die 2SOM gewählt (pro SOM: Trainingslänge: 50 Epochen, Lernrate  $\alpha=0,5$  im rough training bzw. 0.05 im finetuning). Abb. 4 zeigt die Verteilung der Gangmuster eines Probanden nach Musiktypen getrennt.

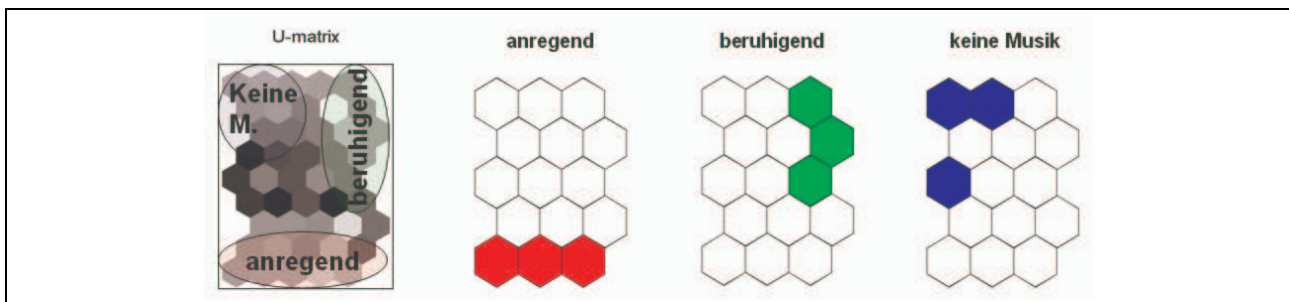


Abb. 4: Verteilung der kinematischen Gangmuster eines Probanden auf die 2SOM, aufgeschlüsselt nach Musiktypen. Dunkle Bereiche in der Unified Distance Matrix (links) geben Clustergrenzen an, helle Bereiche repräsentieren Cluster.

#### 4. Diskussion

Neben der stark offensichtlichen Individualität der Gangmuster konnten auf intraindividuelle Ebene Hinweise auf die Möglichkeit der musikinduzierten Beeinflussung des emotionalen Zustandes und ihrer individuell unterschiedlich erfolgreichen Erkennung - selbst bei hoch automatisierten Bewegungsabläufen gefunden werden. Dies betraf nicht nur die Bodenreaktionskräfte, sondern auch die Kinematik, was die Sensibilität des Verfahrens unterstreicht.

Im Bereich der Therapie bzw. Musiktherapie bietet sich die oben beschriebene Methode nach Kalibrierung des Systems am Patienten an, längsschnittliche Beobachtungsstudien zum Therapieerfolg anhand von Ganganalysen zu integrieren. Inwiefern die klinische Relevanz auf Sportbewegungen übertragen werden kann, bedarf weiterer Forschung.

Mit der Verwendung der 2SOM wurde das Problem großer Eingabevektoren weitgehend umgangen, während zusätzlich der zeitliche Verlauf der Bewegungsausführung besser berücksichtigt werden konnte.

Aufgrund der geringen Größe der Datensätze können zwar keine verallgemeinernden Aussagen getroffen werden, musikalische Intervention könnte im Trainingsprozess jedoch bei Athleten eingesetzt werden, die besonders sensibel auf unterschiedliche Musik reagieren. Mit dem vorgestellten Ansatz stünde zugleich eine Messmethode zur Verfügung, die Reaktion auf die Intervention quantitativ auszuwerten und zur Optimierung möglicher Leistungsreserven zu nutzen.

#### Autoren (Überschrift)

DANIEL JANSSEN, KARINA FÖLLING, WOLFGANG I. SCHÖLLHORN: Westfälische Wilhelms-Universität Münster, Institut für Sportwissenschaft.

## Literatur

- Altenmüller, E. (2002). Musik im Kopf. *Gehirn Und Geist*, (1), 18-26.
- Bauer, H.U. & Schöllhorn, W. (1997). Self-organizing maps for the analysis of complex movement patterns. *Neural Processing Letters*, 5 (3), 193-199.
- Becker, N., Brett, S., Chambliss, C., Crows, K., Haring, P., Marsh, C., & Montemayor, R. (1994). Mellow and frenetic antecedent music during athletic performance of children, adults, and seniors. *Perceptual and Motor Skills*, 79 (2), 1043-1046.
- Coombes, S.A., Cauraugh, J.H., & Janelle, C.M. (2006). Emotion and movement: Activation of defensive circuitry alters the magnitude of a sustained muscle contraction. *Neuroscience Letters*, 396 (3), 192-196.
- Coombes, S.A., Janelle, C.M., & Duley, A.R. (2005). Emotion and motor control: Movement attributes following affective picture processing. *Journal of Motor Behavior*, 37 (6), 425-436.
- Dittrich, W.H., Troscianko, T., Lea, S.E., & Morgan, D. (1996). Perception of emotion from dynamic point-light displays represented in dance. *Perception*, 25 (6), 727-738.
- Lippe, W.M. (2006). *Soft-Computing. Mit Neuronalen Netzen, Fuzzy-Logic und Evolutionären Algorithmen*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Møller, M.F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*, 6, 525-533.
- Montepare, J., Koff, E., Zaitchik, D., & Albert, M. (1999). The use of body movements and gestures as cues to emotions in younger and older adults. *Journal of Nonverbal Behavior*, 23 (2), 133-152.
- Montepare, J.M., Goldstein, S.B., & Clausen, A. (1987). The Identification of Emotions from Gait Information. *Journal of Nonverbal Behavior*, 11 (1), 33-42.
- Schöllhorn, W.I. & Perl, J. (2002). Prozessanalysen in der Bewegungs- und Sportspielforschung. *Spectrum Der Sportwissenschaften*, 14 (1), 30-52.
- Tenenbaum, G., Lidor, R., Lavyan, N., Morrow, K., Tonnel, S., Gershgoren, A., Meis, J., & Johnson, M. (2004). The effect of music type on running perseverance and coping with effort sensations. *Psychology of Sport and Exercise*, 5 (2), 89-109.
- Yamamoto, T., Ohkuwa, T., Itoh, H., Kito, M., Terasawa, J., Tsuda, T., Kitagawa, S., & Sato, Y. (2003). Effects of Pre-exercise Listening to Slow and Fast Rhythm Music on Supramaximal Cycle Performance and Selected Metabolic Variables. *Archives of Physiology and Biochemistry*, 111 (3), 211-214.