

**6. Workshop
Automatisierungstechnische
Verfahren für die Medizin vom
24.-25. März 2006 in Rostock-
Warnemünde**



**„Bewegungsintentionserkennung mit Principal
Components Analysis“**

Heike Vallery, Martin Buss
Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, TU München, München, Deutschland
E-Mail: heike.vallery@tum.de

Band: Abstracts der Vorträge des 6. Workshops der Automed 2006
Editors: T. Ellerbrock
ISBN: 3-86009-296-0
Pages: 13-14

Bewegungsintentionserkennung mit *Principal Components Analysis*

Heike Vallery, Martin Buss

Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, Technische Universität München
80290 München

heike.vallery@tum.de

EINLEITUNG

Aktuierte Orthesen zur Gangrehabilitation oder –restitution nach Schlaganfall sollen dem Patient bei seinen Bewegungen assistieren. Eine Herausforderung für eine als kooperativ empfundene Regelung besteht darin, die momentan beabsichtigte Bewegung des Patienten zu erkennen und zu unterstützen. Die von [Jezernik2004] vorgeschlagene impedanzbasierte Trajektorienadaptation ermöglicht es dem Patienten, in einem variablen Spielraum von einer physiologisch korrekten Referenztrajektorie abzuweichen. Er adaptiert so allmählich diese Referenztrajektorie. Voraussetzung ist allerdings, dass der Patient selbst bereits ausreichend koordinierte Aktivität im paretischen Bein zeigt. Der in dieser Arbeit vorgeschlagene Ansatz leitet die Bewegungsintention des Patienten aus der momentanen Bewegung der gesunden Gliedmaßen ab, so dass die gelähmten Gliedmaßen damit koordiniert aktuiert werden können. Grundlage der Methode ist die synergistische Kopplung der Freiheitsgrade im gesunden menschlichen Gangbild, die z.B. in [St-Onge2003] beschrieben wird. Mit Hilfe der *Principal Components Analysis* [Pearson1901] wird die Kopplung der Freiheitsgrade bei gesunden Probanden analysiert, um dann „fehlende“ Freiheitsgrade bei gelähmten Patienten zu rekonstruieren.

METHODEN

Principal Components Analysis (PCA) ist eine Methode zur Reduktion von Daten, wobei statistische Verwandtschaften ausgenutzt werden. Gegeben seien n Messwerte für das d -Tupel $\mathbf{x}^T = (x_1 \dots x_d)$. Sind die einzelnen Komponenten x_i des Vektors \mathbf{x}^T korreliert, so kann durch Auswahl einer Anzahl $p < d$ geeigneter Linearkombinationen der x_i eine Datenreduktion durchgeführt werden. PCA liefert die optimalen Linearkombinationen durch Hauptachsentransformation. Dafür wird zunächst die Kovarianzmatrix \mathbf{M} der (mittelwertfreien) x_i bestimmt durch

$$M_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{i,k} x_{j,k})}{n-1} \quad (1)$$

Es lässt sich zeigen, dass die d Eigenvektoren der Matrix \mathbf{M} , absteigend sortiert nach der Größe ihres Eigenwerts, bereits die Orthonormalbasis der gesuchten optimalen Hauptachsentransformation bilden: Die aus den

Eigenvektoren gebildete Matrix Γ bildet \mathbf{x}^T derart auf die neuen Koordinaten

$$\mathbf{y} = \Gamma^T \mathbf{x} \quad (2)$$

ab, dass deren erste Komponente die maximale Varianz aufweist, die durch Projektion von \mathbf{x} auf einen beliebigen Einheitsvektor erreichbar ist. Rekursiv gilt dies für die übrigen Hauptachsen, so dass die letzte Komponente von \mathbf{y} minimale Varianz aufweist. Die ersten Eigenvektoren (*Principal Components*) spannen dabei eine Hyperebene auf, die die Daten optimal approximiert (*Least-Squares*). Da für eine orthogonale Matrix gilt

$$\mathbf{A}^T = \mathbf{A}^{-1}, \quad (3)$$

lässt sich \mathbf{x} rekonstruieren durch

$$\mathbf{x} = \Gamma \mathbf{y}. \quad (4)$$

Werden in Γ nur die ersten p *Principal Components* berücksichtigt, führt dies auf ein überbestimmtes Gleichungssystem, das z.B. mittels QR-Zerlegung gelöst werden kann. PCA ist somit in der Lage, unvollständige Datensätze zu vervollständigen. Sind q Komponenten von \mathbf{x} unbekannt, so ist Gl. 4 für $p < d - q$ *Principal Components* lösbar. Die Rekonstruktion entspricht einer Projektion von \mathbf{x} auf die von den p Eigenvektoren aufgespannte Hyperebene.

Zur Bewegungsintentionserkennung enthält der Vektor \mathbf{x} die aktuellen Gelenkwinkel und (optional) deren Ableitungen:

$$\mathbf{x}^T = (\boldsymbol{\varphi}^T, \dot{\boldsymbol{\varphi}}^T, \ddot{\boldsymbol{\varphi}}^T). \quad (5)$$

Die Bewegungen der kranken Körperhälfte entsprechen den q fehlenden Informationen in \mathbf{x} . Die $(d-q)$ übrigen Komponenten werden mit Hilfe statistischer Charakteristika der Gangbilder gesunder Probanden normiert, und zwar durch Subtraktion des Mittelwerts und Division durch die Standardabweichung. Zur Rekonstruktion werden ebenfalls die Kopplungsinformationen (d.h. die *Principal Components*) gesunder Gangbilder verwendet. Die Auswahl der d und q Freiheitsgrade ist durch mehrere Randbedingungen beschränkt, unter anderem durch die Beeinträchtigung des Patienten oder durch Mess- und Aktuierungsmöglichkeiten. Im Folgenden wird angenommen, dass der Patient halbseitig gelähmt ist und Hüft- und Kniebewegungen in der sagittalen Ebene aktuiert werden, da dies die Minimal-Anforderungen für Fortbewegung erfüllt. Ideal wäre eine Rekonstruktion

unter Berücksichtigung der Armbewegung, da beim gesunden Gangbild eine starke Kopplung zwischen diagonalen Extremitäten beobachtbar ist. Allerdings ist dies bei Schlaganfallpatienten nicht praktikabel, da diese i.d.R. die Arme zur Abstützung benötigen. Daher werden nur Knie- und Hüftwinkel des kontralateralen Beins verwendet. Zur Evaluierung werden aus Trajektorien gesunder Probanden die Freiheitsgrade einer Körperhälfte gelöscht und wieder rekonstruiert. Als Referenz werden Kopplungsinformationen verwendet, die auf Basis von 9 anderen, ungefähr vergleichbaren, gesunden Probanden gewonnen wurden.

ERGEBNISSE

Um a priori die Zulässigkeit der Rekonstruktion auf Basis fremder Referenzdaten zu verifizieren, wird die Ähnlichkeit der Kopplungen mittels *PCA* analysiert. Die Verläufe der sagittalen Winkel von Knien und Oberschenkeln und deren je 2 Ableitungen werden dazu als Hauptparameter des Gangbilds betrachtet. Als Maß für die Ähnlichkeit wird die Standard-Winkelabweichung des ersten Eigenvektors verwendet, die bei keinerlei Ähnlichkeit 90° betrüge. Die ermittelte Standardabweichung bei den 10 Gangbildern beträgt $14,8^\circ$. Alle Untersuchungen werden in Bezug auf den „worst case“-Probanden mit dem am stärksten abweichenden Gangmuster durchgeführt, dessen erster Eigenvektor den Maximalwinkel von $31,9^\circ$ mit dem mittleren Eigenvektor einschließt.

Abb. 1 zeigt den Erfolg der Rekonstruktion der sagittalen Hüft- und Kniewinkel für diesen *worst case*. Eine deutliche Verbesserung des Rekonstruktionsergebnisses ergibt sich durch den Einsatz eines Kalman-Filters, der die Schätzwerte für Winkel, Geschwindigkeit und Beschleunigung verarbeitet. Der Hüftwinkel wird erkennbar gut approximiert. Im Vergleich dazu ist die Schätzung des Kniewinkels etwas ungenauer, gibt aber dennoch die qualitative Bewegung wieder. Abb. 2 zeigt die aus den gefilterten Daten berechnete kartesische Trajektorie des Knöchels bezüglich des hüftfesten Koordinatensystems. Die vorzeitige Extension des Knies in der Standphase könnte durch einen zusätzlichen modellbasierten Filter, der den Verlauf der kartesischen Koordinaten überwacht, verhindert werden.

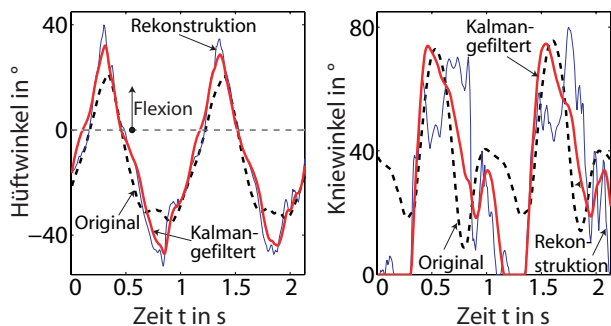


Abb. 1: Originale und rekonstruierte Trajektorien von Hüfte und Knie (*worst case*). Der Kalman-Filter schätzt die Gelenkwinkel basierend auf *PCA*-rekonstruierten Winkeln, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen.

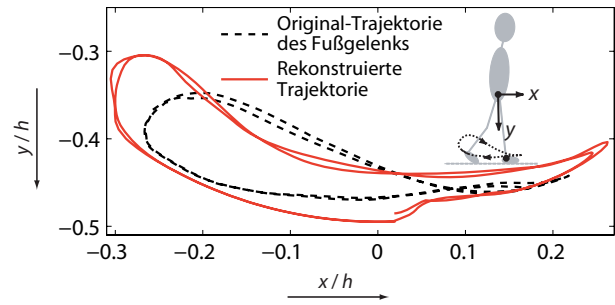


Abb. 2: Trajektorie des Fußgelenks im körperfesten kartesischen Hüftkoordinatensystem, bezogen auf die Körpergröße h .

AUSBLICK

Ein allgemeiner Ansatz zur Schätzung von Bewegungsintention wurde vorgestellt und eine mögliche Anwendung in der Rehabilitation halbseitig gelähmter Patienten aufgezeigt. Die Resultate dieser theoretischen Untersuchungen weisen bereits einen vielversprechenden Rekonstruktionserfolg auf. Ein Ansatz zur Verbesserung der nur auf instantanen Zuständen basierenden Schätzung (abgesehen von der Kalman-Filterung) liegt in der Einordnung in den Gangzyklus, z.B. durch abschnittsweise Analyse der Kopplungen. Weiterhin soll die Willküraktivität des kranken Beins, gemessen durch die Interaktionskräfte zwischen Orthese und Patient, einbezogen werden. Durch eine praktische Umsetzung der Bewegungsintentionserkennung wird zunächst evaluiert werden, inwieweit ein halbseitig gelähmter Mensch von einer an ein gesundes Bewegungsmuster angelehnten, allerdings im Gegensatz dazu unidirektionalen Kopplung der Freiheitsgrade profitieren kann. Über die angesprochene Anwendung der Rehabilitation bei halbseitiger Lähmung hinaus erscheint auch die Möglichkeit einer Übertragung der erläuterten Herangehensweise auf intelligente (Bein-)Prothesen sinnvoll.

DANKSAGUNG

Die in dieser Arbeit verwendeten Gangtrajektorien entstammen der Datenbank *mocap.cs.cmu.edu*, die finanziert wurde durch NSF EIA-0196217.

LITERATURHINWEISE

- [Jezernik2004]
S. Jezernik, G. Colombo, and M. Morari. Automatic gait-pattern adaptation algorithms for rehabilitation with a 4-dof robotic orthosis. *IEEE Trans. Robotics and Aut.*, Vol 20(3), p 574, 2004
- [Pearson1901]
K. Pearson. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, Vol 2(6), p 559, 1901
- [St-Onge2003]
N. St-Onge and A.G. Feldman. Interjoint coordination in lower limbs during different movements in humans. *Experimental Brain Research*, Vol 148(2), p 139, 2003