

Spastikquantifizierung während therapeutischer Muskelstimulation

Spasticity Quantification during Therapeutic Muscle Stimulation

Michael Bernhardt, Daniel Meissner, Albrecht Struppler und Martin Buss

Die repetitive periphere Magnetstimulation (RPMS) ist eine innovative Methode zur Rehabilitation von spastischer Parese nach Schlaganfall. Die Quantifizierung des Spastizitätslevels ist für die Therapie als auch für die Spastikforschung von Bedeutung. Im vorliegenden Artikel wird eine Methode zur Spastikquantifizierung basierend auf Modellbildung und Parameteridentifikation vorgestellt. Sie kann während der Stimulationstherapie eingesetzt werden und wird in einer Pilotstudie evaluiert.

The repetitive peripheral magnetic stimulation (RPMS) is an innovative approach in treatment of spastic paresis, e. g. after stroke. Spasticity quantification is of importance, for therapy as well as for research on spasticity. In this article, a method based on modeling and parameter identification is presented, that allows spasticity quantification during stimulation therapy. It is tested and evaluated in a pilot study with patients.

Schlagwörter: Schlaganfallrehabilitation, Spastik, Systemidentifikation

Keywords: Stroke rehabilitation, spasticity, system identification

1 Einleitung

Unser Ziel ist die Rehabilitation gestörter Zielbewegungen von Hand und Fingern (Reichen und Greifen) infolge einer Störung der sensomotorischen Integration, z. B. nach Schlaganfall. In Deutschland erleiden jährlich ca. 150 000 Menschen erstmals einen Schlaganfall [1]. Von den Überlebenden leiden ca. 90% an spastischer Hemiparese (Lähmung einer Körperhälfte in Kombination mit Spastik), die in 30–40% so schwer ist, dass die obere Extremität funktionell nicht mehr einsetzbar ist [2].

Zur Rehabilitation entwickeln wir die repetitive periphere Magnetstimulation (RPMS), eine tief eindringende, fokussierte und schmerzfreie Muskelstimulationsmethode. Die Stimulation erfolgt im Bereich der sensomotorischen Endaufzweigungen der relevanten Muskeln, die sich infolge der Depolarisation myelinisierter Nervenfasern kontrahieren. Es werden Magnetpulse mit einer Repeterrate f_{rep} von typischerweise 20 Hz appliziert. Die maximale Stimulationsintensität von 100% (bezogen auf die Leistungsfähigkeit des Stimulators) entspricht einer magnetischen Flussdichte von ca. 2,0 T.

Das Konzept basiert auf der Aktivierung von Reorganisationsprozessen im zentralen Nervensystem (ZNS) durch Induzierung eines propriozeptiven Zustroms (sensorische Information aus Muskeln, Haut und Gewebe). Klinische Studien haben gezeigt, dass der RPMS-induzierte Zustrom modulierende Effekte auf spinaler, supraspinaler und kortikaler Ebene hat [3], mit Therapieeffekten bei spastischer Parese sowie Defiziten bei Zielmotorik (z. B. Reichen und Greifen, „Finger-Nase-Versuch“) und kognitiven Funktionen (z. B. „Zielen mit Laserpointer“) [4; 5].

Zur Verbesserung und Evaluierung der RPMS-Therapie setzen wir Methoden der Regelungstechnik und der Systemidentifikation ein (Bild 1):

- Optimierung des propriozeptiven Zustroms mittels positionsgeregelter Induktion funktioneller Bewegungen (z. B. Beugung und Streckung des Zeigefingers).
- Gewinnung objektiver Patientendaten (Spastik, Muskelermüdung) mittels Modellbildung und Systemidentifikation.

Die Quantifizierung des Spastizitätslevels ist wichtig, sowohl zur individuellen Überwachung und Planung der

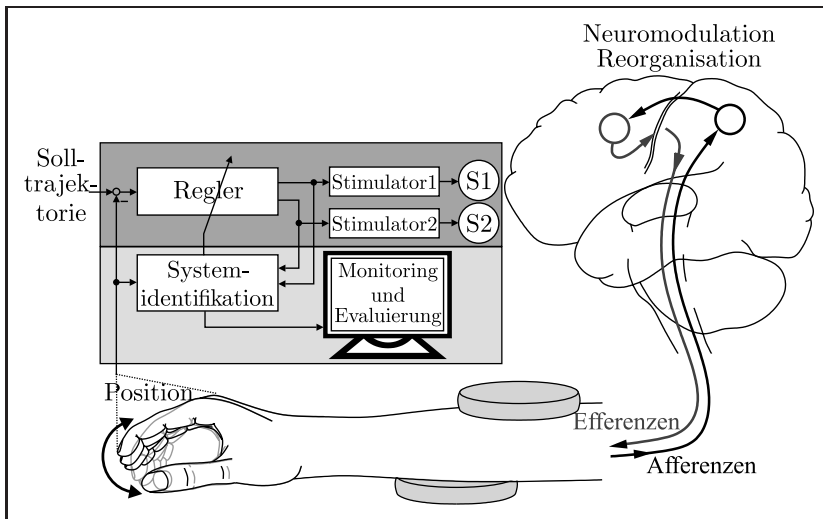


Bild 1: Schematische Zusammenfassung der aktuellen Forschungsziele (S1/S2: Feldspule1/Feldspule2).

Therapie als auch als zur weiteren Aufschlüsselung des Spastikmechanismus. Standardmethoden wie der modifizierte Ashworth-Test oder EMG-Messungen sind subjektiv, fehleranfällig bzw. zeitaufwändig (siehe z. B. [6]). Biomechanische Methoden, die auf der Messung von Gelenksteifigkeitskennlinien basieren (Übersicht in [7]), liefern zwar zuverlässige Ergebnisse, jedoch werden hierfür teure Messapparaturen benötigt, in die der Patient vor der Messung unter Zeitaufwand eingespannt werden muss.

Im vorliegenden Artikel wird eine neue Methode vorgestellt, mit der die Spastizität des Patienten mittels Modellierung und Systemidentifikation während der *RPMS* ohne die Verwendung von zusätzlichen Messapparaturen quantifiziert werden kann. Die Methode wird am Beispiel der *RPMS*-induzierten Zeigefingerstreckung umgesetzt und an Patienten getestet.

Vorhandene neuromuskuläre Modelle, bestehend aus Muskelkraftherzeugung, Muskelkontraktionsdynamik und Segmentdynamik (z. B. [8]), werden um eine am Zeigefinger nicht zu vernachlässigende Relaxationscharakteristik erweitert und an die Strecke „*RPMS*-induzierte Zeigefingerstreckung“ angepasst.

Die Strecke wird mit einer Kombination aus linearer (θ) und nichtlinearer (η) Parametrierung nachgebildet (Bild 2), wodurch das Einbringen von Vorwissen gegenüber einer rein linearen Parametrierung vergrößert werden kann.

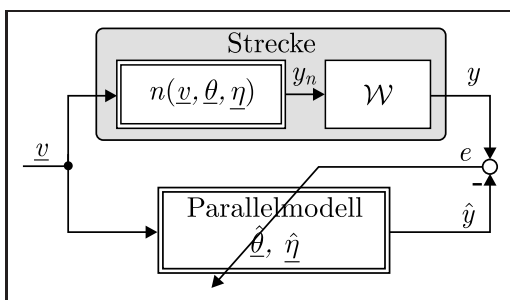


Bild 2: Ausgangsfehleranordnung zur Identifikation der Streckenparameter θ und η .

Zur Parameteradaption wird der separable-least-squares-(SLS-)Algorithmus ([9]) verwendet, der lineare und nicht-lineare Parameter getrennt adaptiert und somit eine schnellere Konvergenz aufweist als die Adaption im gesamten Parameterraum [10].

Die Identifikation der Streckenparameter wird in Ausgangsfehleranordnung gemäß Bild 2 durchgeführt. Der Streckeneingangsvektor \underline{v} wird einem Parallelmodell zugeführt, das den Schätzwert \hat{y} des Streckenausgangs y berechnet. Die geschätzten Streckenparameter $\hat{\theta}$ und $\hat{\eta}$ werden mit Hilfe des Ausgangsfehlers e adaptiert.

Wie in Bild 2 dargestellt, besteht die Strecke aus einer unbekanntem Teilstrecke $n(\underline{v}, \theta, \eta)$ und einem bekannten LTI-System \mathcal{W} , wobei der Ausgang y_n nicht direkt messbar ist, sondern nur die dynamische Antwort y von \mathcal{W} . In [11] werden die so genannten Fehlermodelle 1–4 eingeführt, mit denen eine Adaption der Streckenparameter bei linear parametrisierten Strecken auch über ein LTI-System \mathcal{W} möglich ist. Diese Methode wird für bestimmte nichtlinear parametrisierte Systeme erweitert, um den SLS-Algorithmus auch für Strecken der in Bild 2 gezeigten Struktur einzusetzen.

Der vorliegende Artikel ist wie folgt strukturiert: In Kapitel 2 wird das Streckenmodell der *RPMS*-induzierten Zeigefingerbewegung aufgestellt, Kapitel 3 führt knapp das entwickelte Parameteradaptionsverfahren ein und in Kapitel 4 werden die vorgestellten Methoden in einer Patientenstudie eingesetzt.

2 Modellbildung

2.1 Gesamtmodell als Blockdiagramm

Das Gesamtmodell der *RPMS*-induzierten Zeigefingerstreckung ist in Bild 3 dargestellt. Die Magnetfeldpulse bilden den Streckeneingang u und der Winkel α des metacarpophalangealen (MCP) Gelenks den Streckenausgang.

Das Modell kann in die drei Blöcke Kraftherzeugung, Segmentdynamik und Hill'sche Kontraktionsdynamik unterteilt

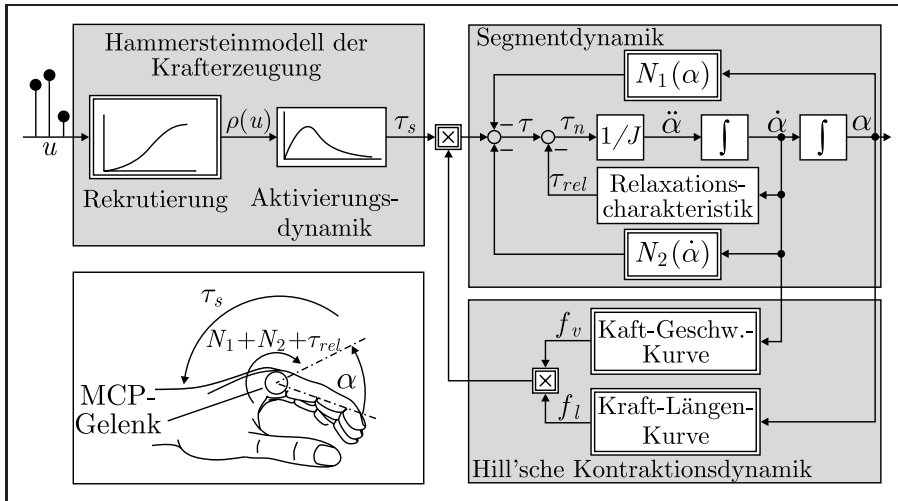


Bild 3: Blockdiagramm der RPMS-induzierten Zeigefingerstreckung.

werden (siehe z. B. [8]). Das Hill'sche Modell berücksichtigt die Abhängigkeit des Krafterzeugungsvermögens eines Muskels von seiner momentanen Länge und Längenänderung. Simulationen anhand von Daten aus der Literatur (z. B. [12]) zeigen, dass sich die Skalierung des Muskelmoments τ_s mit dem Faktor der Kontraktionsdynamik $f_v f_l$ innerhalb der typischen Zeigefingerbewegung während RPMS zu $0,95 \leq f_v f_l \leq 1,05$ ergibt. Die Hill'sche Kontraktionsdynamik wird deshalb im Folgenden vernachlässigt.

Das Hammersteinmodell der Krafterzeugung besteht aus der Rekrutierungscharakteristik $\rho(u)$ (Anzahl der rekrutierten motorischen Einheiten, abhängig von der Stimulationsintensität) sowie der Aktivierungsdynamik (dynamische Kraftantwort einer einzelnen rekrutierten motorischen Einheit). In [13] wird dieses Modell ausführlich beschrieben.

Die Segmentdynamik beschreibt den Zusammenhang zwischen dem einwirkenden Muskelmoment τ_s und der resultierenden Gelenkrotation $\alpha, \dot{\alpha}, \ddot{\alpha}$. Das Nettodrehmoment τ_n wirkt auf das Massenträgheitsmoment J . Die beiden statischen Nichtlinearitäten $N_1(\alpha)$ und $N_2(\dot{\alpha})$ fassen das Gravitationsmoment $\tau_g(\alpha)$, passive elastische Gelenkeigenschaften $\tau_{eip}(\alpha)$ und Reibungseffekte $\tau_f(\dot{\alpha})$ zusammen. Unsere Experimente zeigen, dass das passive Gelenkmoment des Zeigefingers durch die statischen Kennlinien N_1 und N_2 nicht ausreichend genau modelliert werden kann, da es von einem starken Relaxationseffekt überlagert wird. Dieser Effekt wird durch eine zusätzliche Dynamik berücksichtigt (Bild 3), auf die im folgenden Abschnitt eingegangen wird.

2.2 Relaxationscharakteristik

2.2.1 Phänomen

Zur Vermessung der Relaxationscharakteristik wurde das in Bild 4 gezeigte Gerät entwickelt, mit dem das MCP-Gelenk des Zeigefingers um den Winkel α ausgelenkt und das erforderliche Gelenkmoment τ_{mess} aufgezeichnet werden kann. Wird der Zeigefinger sprunghaft aus seiner Ruhelage gestreckt, so ergibt sich der in Bild 5 gezeigte Verlauf von τ_{mess} .

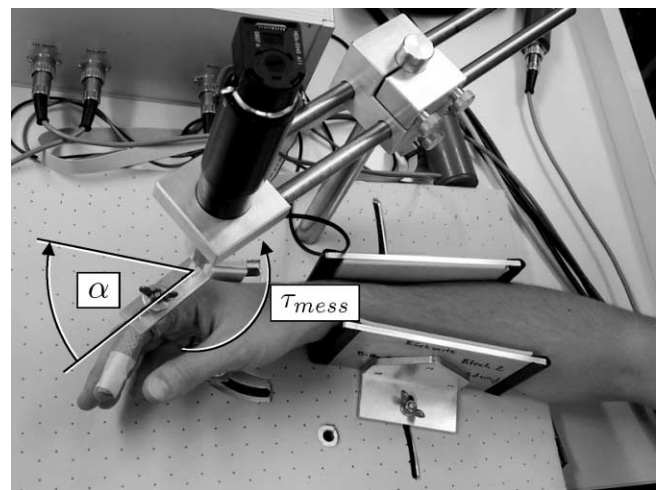


Bild 4: Selbstentwickeltes Messgerät zur Aufzeichnung von Drehmomenten-Winkel-Kennlinien des Zeigefingergrundgelenks.

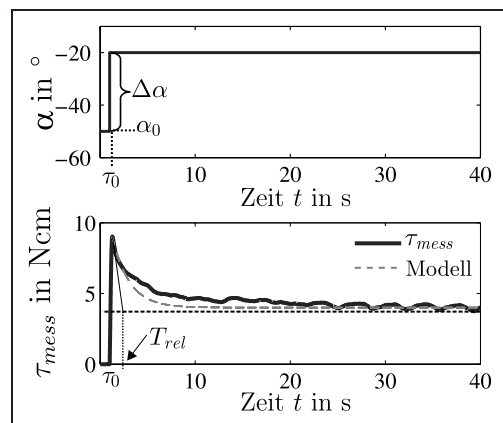


Bild 5: Aufgezeichneter Momentenverlauf $\tau_{mess}(t)$ nach sprunghafter Auslenkung des Zeigefingers. Die Relaxationszeitkonstante T_{rel} des Modells kann, wie im unteren Graphen angedeutet, mittels Tangentenverfahren abgelesen werden.

Wie mit der gestrichelt gezeichneten Vergleichskurve angedeutet, folgt τ_{mess} näherungsweise einem exponentiell abklingenden Verlauf, der mit der Relaxationszeitkonstanten T_{rel} charakterisiert werden kann.

2.2.2 Modellansatz

Das in Bild 5 gezeigte Relaxationsverhalten lässt sich durch ein Maxwellelement (Serienschaltung aus linearem Dämpfer und linearer Feder) nachbilden. Bild 6 zeigt schematisch das Zeigefingergrundgelenk mit einem mechanischen Ersatzschaltbild der passiven Elemente der Segmentdynamik. Dämpfer und Feder des Maxwellelements werden charakterisiert durch die Dämpfungskonstante D_{rel} und die Federkonstante E_{rel} .

Die Konstitutivgleichung des Maxwellelements ergibt sich zu

$$\dot{\tau}_{rel} = E_{rel}\dot{\alpha} - \frac{1}{T_{rel}}\tau_{rel} \tag{1}$$

mit $T_{rel} = D_{rel}/E_{rel}$. Diese Gleichung lässt sich als PT1-Block mit der Übertragungsfunktion

$$\frac{\tau_{rel}(s)}{s\alpha(s)} = \frac{E_{rel}}{s - 1/T_{rel}} \tag{2}$$

in die Segmentdynamik integrieren (siehe Bild 3, Block Relaxationscharakteristik).

2.2.3 Experimentelle Bestimmung der Parameter

Mittels des in Bild 5 dargestellten Experiments lassen sich die Parameter von (1) bestimmen. Das Moment τ_{mess} ergibt sich zum Zeitpunkt t_0^+ unmittelbar nach dem Positionssprung zu

$$\tau_{mess}(t_0^+) = E_{rel}\Delta\alpha + N_1(\alpha_0 + \Delta\alpha), \tag{3}$$

da der Dämpfer zunächst starr reagiert. Nun wird der Dämpfer aktiv, bis die Feder E_{rel} vollkommen entspannt ist, weshalb sich $N_1(\alpha_0 + \Delta\alpha)$ als $\tau_{mess}(t \rightarrow \infty)$ ablesen lässt. Durch Umformen von (3) lässt sich somit der Parameter E_{rel} berechnen. Die Zeitkonstante T_{rel} lässt sich durch das in Bild 5 angedeutete Tangentenverfahren bestimmen.

Es werden von insgesamt 15 Probanden jeweils die Parameter des Zeigefingers der linken und rechten Hand ermittelt.

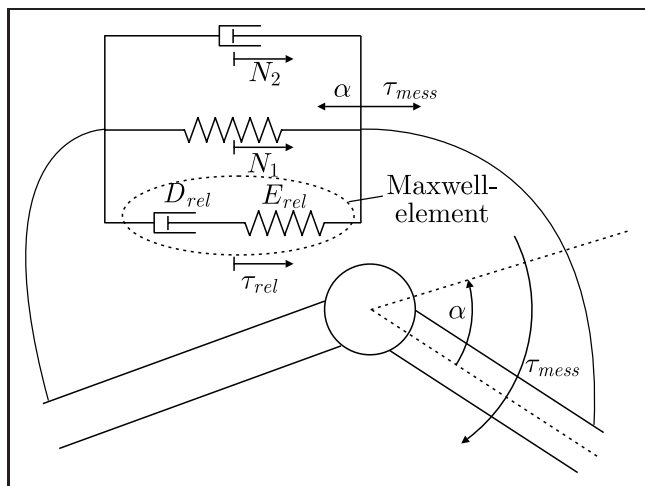


Bild 6: Mechanisches Ersatzschaltbild der passiven Elemente der Segmentdynamik.

Tabelle 1: Mittelwerte \bar{T}_{rel} und \bar{E}_{rel} sowie Standardabweichungen σ_T und σ_E der experimentell bestimmten Relaxationsparameter.

	linke Hand	rechte Hand
\bar{T}_{rel} (s)	0,71	0,72
σ_T (s)	0,25	0,25
\bar{E}_{rel} (Ncm/°)	0,12	0,14
σ_E (Ncm/°)	0,04	0,07

Tabelle 2: Mittelwerte \bar{T}_{rel} und \bar{E}_{rel} aus 30 Experimenten und zugehörige Konfidenzintervalle.

	Mittelw. aus 30 Exp.	Konfidenzintervalle
für T_{rel} (s)	0,72	[0,63 0,80]
für E_{rel} (Ncm/°)	0,13	[0,11 0,15]

Hierfür wird eine Trajektorie abgefahren, bei der jeweils dreimal aus der Ruhelage α_0 auf $\alpha_0 + \Delta\alpha$ gestreckt, gehalten und wieder zurück gebeugt und gehalten wird (jeweils 70s halten). Es ergeben sich also pro Proband und pro Hand sechs Relaxationskurven, die zur Unterdrückung von Messrauschen und Artefakten gemittelt werden. In Tabelle 1 sind Mittelwerte \bar{T}_{rel} und \bar{E}_{rel} aus den Ergebnissen aller 15 Probanden und die Standardabweichungen zusammengefasst.

Um von dieser Stichprobe auf die Parameter der Gesamtpopulation schließen zu können, werden auch die zugehörigen Konfidenzintervalle, in denen mit einer Wahrscheinlichkeit von 95% die Mittelwerte μ_T und μ_E der Gesamtpopulation liegen, berechnet. Da die Mittelwerte \bar{T}_{rel} und \bar{E}_{rel} keine signifikanten Unterschiede zwischen linker und rechter Hand aufweisen, kann als Berechnungsgrundlage eine Stichprobe von 30 Experimenten (linke und rechte Hände aller Probanden) herangezogen werden. In Tabelle 2 sind die Ergebnisse der Analyse zusammengefasst.

2.3 Spastik im Streckenmodell

Spastik ist definiert als geschwindigkeitsabhängiger Tonusanstieg der Muskulatur während passiver Dehnung. Das bestimmende klinische Kennzeichen ist ein erhöhter Bewegungswiderstand der betroffenen Gliedmaßen bei Auslenkung. Ursache dafür ist eine verminderte Hemmung des Muskeldehnungsreflexes. Die nach heutigem Stand der Forschung wichtigsten Mechanismen (siehe [14]) sind, stark vereinfacht, in Bild 7 zusammengefasst.

Die Muskelspindel ist der Längen- und Geschwindigkeitssensor des Muskels und sendet diese Informationen über Ia- und II-Afferenzen. Entladungssalven von Ia-Afferenzen werden sowohl durch tonische als auch phasische Reizung der Muskelspindel hervorgerufen und tragen somit Längen- als auch Geschwindigkeitsinformation. II-Afferenzen transportieren nur Längeninformation. Der von den Muskelspindeln ausgehende Reflexbogen ist im Falle der Ia-

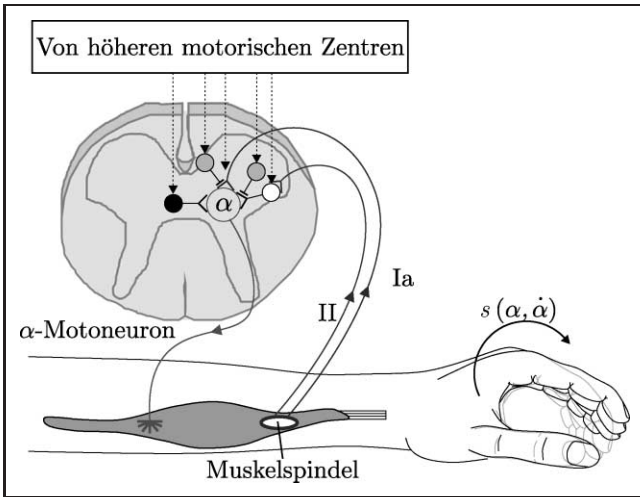


Bild 7: Vereinfachtes Schema des Reflexbogens des Muskeldehnungsreflexes und dessen Hemmungs-/Enthemmungsmechanismen. Graue Kreise: Interneurone der präsynaptischen Hemmung, weiße Kreise: Erregende Interneurone, schwarze Kreise: Interneurone der postsynaptischen Hemmung (z. B. Reziproke Hemmung, nichtreziproke Ia-/Ib-Hemmung, rekurrente Hemmung über Renshawzellen), gestrichelte Pfeile: Zuflüsse von höheren motorischen Zentren zu Moto- und Interneuronen, die die Aktivität dieser Neuronen verstärken oder abschwächen können.

Spindelfasern direkt und im Falle der II-Spindelfasern über erregende Interneurone auf die α -Motoneurone des sensorragenden Muskels verschaltet. Dieser Eigenreflex kann durch Zuflüsse von höheren motorischen Zentren verstellt werden, um so die Gelenksteifigkeit aufgabenabhängig zu verändern. Hierfür sind verschiedene Mechanismen verantwortlich (Bild 7, Details siehe [14; 15]). Sind die deszendierenden Zuflüsse z. B. nach einem Schlaganfall gestört, so kommt es zu einer Enthemmung des Dehnungsreflexes, was sich z. B. im MCP-Gelenk des Zeigefingers in einem spastischen Beugemoment $s(\alpha, \dot{\alpha})$ äußert.

Da die Längen- und Geschwindigkeitsinformation über die Entladungsrates der Aktionspotentiale kodiert wird und sich am α -Motoneuron addiert, lässt sich das spastische Beugemoment $s(\alpha, \dot{\alpha})$ als Addition einer rein tonischen und einer rein phasischen Komponente modellieren:

$$s(\alpha, \dot{\alpha}) = s_t(\alpha) + s_{ph}(\dot{\alpha}) \tag{4}$$

Durch diese Separierung lässt sich die Spastik durch eine Erweiterung der Nichtlinearitäten N_1 und N_2 zu

$$\begin{aligned} N_1(\alpha) &= \tau_g(\alpha) + \tau_{ejp}(\alpha) + s_t(\alpha) \\ N_2(\dot{\alpha}) &= \tau_f(\dot{\alpha}) + s_{ph}(\dot{\alpha}) \end{aligned} \tag{5}$$

in das Gesamtmodell aus Bild 3 integrieren.

3 Parameteridentifikationsmethode

Es wird ein Algorithmus entwickelt, mit dem die Parameter von separierbaren nichtlinearen Regressionsmodellen, deren Ausgang nicht direkt messbar ist, identifiziert werden können. Wie nachfolgend dargestellt, werden hierfür zwei bekannte Methoden erweitert und neu kombiniert. In Ab-

schnitt 3.2 wird die Modellgleichung der in Kapitel 2 vorgestellten Strecke hergeleitet. Zur Identifikation müssen Ein- und Ausgang der Strecke gemessen werden. Dies geschieht mittels A/D-Wandlung mit einer Abtastzeit $T_s = 1$ ms. Für eine offline Identifikation müssen N gemessene Ein-/Ausgangspaare $\underline{v}[k]|y_n[k] = \underline{v}(t/T_s)|y_n(t/T_s)$ vorliegen.

3.1 Identifikationsalgorithmus

Es werden Strecken gemäß der in Bild 2 dargestellten Struktur betrachtet. Die Parameteradaption findet in Ausgangsfehleranordnung statt. Der Ausgangsfehler $e = y - \hat{y}$ wird dem Adaptionalgorithmus zurückgeführt, um den Parameterfehler $\hat{\theta} = \underline{\theta} - \hat{\underline{\theta}}$ bzw. $\hat{\eta} = \underline{\eta} - \hat{\underline{\eta}}$ zu minimieren. Die optimalen Parameterschätzwerte werden als $\hat{\underline{\theta}}_{opt}$ und $\hat{\underline{\eta}}_{opt}$ bezeichnet. Die unbekannte Teilstrecke $n(\underline{v}, \underline{\theta}, \underline{\eta})$ ist ein separierbares nichtlineares Regressionsmodell, das gemäß

$$n(\underline{v}, \underline{\theta}, \underline{\eta}) = \underline{\theta}^T \underline{\varphi}(\underline{v}, \underline{\eta}) \tag{6}$$

als Skalarprodukt eines Parametervektors $\underline{\theta}$ und eines mit $\underline{\eta}$ nichtlinear parametrisierten Regressionsvektors $\underline{\varphi}(\underline{v}, \underline{\eta})$ dargestellt werden kann. Das SISO LTI System \mathcal{W} wird als bekannt vorausgesetzt.

3.1.1 Separable-Least-Squares-Algorithmus

Zur Einführung des SLS-Algorithmus sei y_n messbar. Mit der Matrix-/Vektorschreibweise

$$\underline{y}_n = \begin{bmatrix} y_n[1] \\ \vdots \\ y_n[N] \end{bmatrix} \text{ und } \Phi(\hat{\underline{\eta}}) = \begin{bmatrix} \underline{\varphi}^T(\underline{v}[1], \hat{\underline{\eta}}) \\ \vdots \\ \underline{\varphi}^T(\underline{v}[N], \hat{\underline{\eta}}) \end{bmatrix} \tag{7}$$

wird der quadratische kumulierte Fehler

$$E_1(\hat{\underline{\theta}}, \hat{\underline{\eta}}) = \frac{1}{2N} \|\underline{y}_n - \Phi(\hat{\underline{\eta}})\hat{\underline{\theta}}\|_2^2 \tag{8}$$

definiert. Durch Lösen dieses linearen Quadratmittelpblems erhält man

$$\hat{\underline{\theta}} = \Phi^+(\hat{\underline{\eta}})\underline{y}_n \tag{9}$$

wobei Φ^+ die Pseudoinverse von Φ ist. Einsetzen von (9) in (8) liefert das Gütefunktional

$$E_2(\hat{\underline{\eta}}) = \frac{1}{2N} \|\underline{y}_n - \Phi(\hat{\underline{\eta}})\Phi(\hat{\underline{\eta}})^+\underline{y}_n\|_2^2, \tag{10}$$

das nur noch von den nichtlinearen Parametern $\hat{\underline{\eta}}$ abhängt. Nach [9] kann $\hat{\underline{\eta}}_{opt}$ durch Finden des globalen Minimums von (10) bestimmt werden. Die linearen Parameter $\hat{\underline{\theta}}_{opt}$ erhält man in einem zweiten Schritt gemäß $\hat{\underline{\theta}}_{opt} = \Phi^+(\hat{\underline{\eta}}_{opt})\underline{y}_n$.

3.1.2 Identifikation bei nicht messbarem y_n

In [11] werden für linear-parametrische Systeme Methoden (Fehlermodelle 1–4) vorgestellt, mit denen eine Parameteridentifikation auch für den in Bild 8 gezeigten Fall möglich

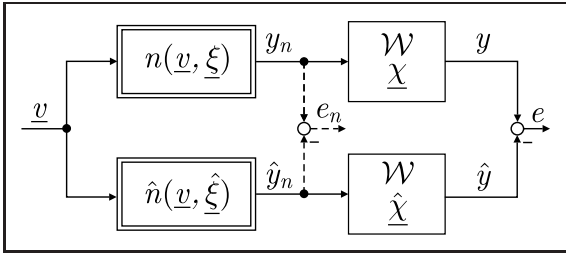


Bild 8: Berechnung des Ausgangsfehlers e durch Filterung von \hat{y}_n . Die Zustände des Systems \mathcal{W} und seines Parallelmodells werden mit $\underline{\chi}$ bzw. $\hat{\underline{\chi}}$ bezeichnet.

ist. Das LTI System \mathcal{W} muss hierfür bekannt sein. In Folgenden wird kurz veranschaulicht, wie diese Methode für nichtlinear-parametrische Systeme erweitert werden kann.

Wird gemäß Bild 8 der geschätzte Ausgang \hat{y}_n ebenfalls durch Filterung mit \mathcal{W} verzögert, so gilt $\lim_{\hat{\underline{\xi}} \rightarrow \hat{\underline{\xi}}_{opt}} e(\hat{\underline{\xi}}) = 0$, für $\underline{\chi}(0) = \hat{\underline{\chi}}(0)$ und \mathcal{W} asymptotisch stabil. Für den Ausgangsfehler e gilt $e(t) = \mathcal{L}^{-1}\{W(s)e_n(s)\}$.

Iterative Parameteradaptionalgorithmen lernen die Parameterschätzwerte allgemein gemäß $\hat{\underline{\xi}}_{i+1} = \hat{\underline{\xi}}_i + \Delta \hat{\underline{\xi}}_i$. Bei messbarem Ausgang y_n (Bild 8, gestrichelte Pfeile) ergibt sich beispielsweise für das Gradientenabstiegsverfahren das Parameterupdate $\Delta \hat{\underline{\xi}}_i = \gamma J_i^T \underline{e}_n$, mit der Lernschrittweite γ , der Jacobimatrix $J_i = \partial \hat{y}_n(\hat{\underline{\xi}}_i) / \partial \hat{\underline{\xi}}_i$ und dem Fehlervektor $\underline{e}_n = [e_n[1] \dots e_n[N]]^T$. Da e_n nicht messbar ist, wird zur Berechnung des Lernschrittes der Fehler $e = \mathcal{L}^{-1}\{W(s)e_n(s)\}$ verwendet. Ist die Dynamik von \mathcal{W} schnell im Vergleich zur Bandbreite der gefilterten Signale y_n und \hat{y}_n , so gilt die Approximation $e(t) = \mathcal{L}^{-1}\{W(s)e_n(s)\} \approx Ke_n(t)$ mit K als Verstärkungsfaktor von \mathcal{W} . Gilt diese Annahme nicht, so kann durch Einführung eines neuronalen Beobachters [16] die Dynamik der Filterung mittels Polplatzierung verändert (siehe [17]) und somit die durch die Filterung verursachte Verzögerung wiederum vernachlässigt werden.

Durch den Einsatz eines neuronalen Beobachters können also Parameteradaptionalgorithmen in Ausgangsfehleranordnung eingesetzt werden, die den Ausgangsfehler $e \approx Ke_n$ minimieren. (Anmerkung: Das System \mathcal{W} muss bei Einsatz eines neuronalen Beobachters nicht asymptotisch stabil sein, da die Filterdynamik durch die Polplatzierung stabilisiert werden kann.)

Für die Anwendung in diesem Artikel wird der SLS-Algorithmus als Verkettung eines modifizierten Gauß-

Newton-Verfahrens zur Minimierung von (10) mit der Methode der kleinsten Quadrate gemäß (9) in Kombination mit einem neuronalen Beobachter implementiert. Die erläuterten Verfahren können als Offline- oder Online-Algorithmen umgesetzt werden, wobei für die vorgestellte Anwendung ein rekursiver Gauß-Newton-Algorithmus und die rekursive Methode der kleinsten Quadrate gewählt werden. Es ist somit eine Online-Anwendung möglich. Das verwendete Parameteradaptionsverfahren ist in [13] erklärt.

3.2 Modellgleichung

Unter der Annahme, dass die Parameter J , T_{rel} und E_{rel} bekannt sind, kann die in Bild 3 dargestellte Strecke in ein bekanntes LTI-System \mathcal{W} und eine Teilstrecke mit unbekanntem Parametern unterteilt werden (Bild 9).

Am LTI System \mathcal{W} greift das Moment τ an, dessen Modellgleichung sich zu $\hat{\tau} = \hat{\tau}_s - \hat{N}_1 - \hat{N}_2$ ergibt. Für die Modellgleichung von $\hat{\tau}_s$ (ausführlich in [13]) wird die Rekrutierungscharakteristik $\rho(u)$ mit der Funktion $\hat{\rho}(u) = \hat{\rho}(\arctan(u), \hat{\eta})$ mit $\hat{\eta}^T = [\hat{u}_{thr} \hat{u}_{sat}]$ approximiert. Das qualitative Vorwissen über die sigmoide Form mit Schwellwert u_{thr} und Sättigungswert u_{sat} wird so in die Identifikation eingebracht. Die Aktivierungsdynamik wird über ihre Impulsantwort \hat{h} modelliert, sodass sich $\hat{\tau}_s$ über die Faltungssumme $\hat{\tau}_s[k] = \sum_{i=0}^m \hat{h}_i \hat{\rho}(u[k-i])$ berechnet. Bei einer Impulsantwortlänge von $m = 350$ sind 351 Parameter zu identifizieren. Die Impulsantwort wird deshalb durch eine Linearkombination von orthonormalen Basisfunktionen \underline{r}_l als $\hat{h} = \sum_{l=1}^{m_r} \hat{\theta}_{s,l} \underline{r}_l$ approximiert. Damit ergibt sich $\hat{\tau}_s$ durch Umformung zu

$$\hat{\tau}_s(u[k]) = \hat{\underline{\theta}}_s^T \underline{\varphi}_s(\underline{u}_k, \hat{\eta}) \tag{11}$$

mit $\underline{u}_k = [u[k] \dots u[k-m]]$.

Die Nichtlinearitäten N_1 und N_2 werden durch normierte radiale Basisfunktions-Netze (NRBF-Netze) approximiert. So kann \hat{N}_1 als $\hat{N}_1 = \hat{\underline{\theta}}_{N1}^T \underline{\varphi}_{N1}(\alpha)$ beschrieben werden, \hat{N}_2 analog (siehe [17]).

Mit $\hat{\underline{\theta}} = [\hat{\underline{\theta}}_s^T - \hat{\underline{\theta}}_{N1}^T - \hat{\underline{\theta}}_{N2}^T]^T$, $\underline{v} = [\underline{u}_k \ \alpha \ \dot{\alpha}]$ und $\underline{\varphi}(\underline{v}, \hat{\eta}) = [\underline{\varphi}_s(\underline{u}_k)^T \ \underline{\varphi}_{N1}(\alpha)^T \ \underline{\varphi}_{N2}(\dot{\alpha})^T]^T$ lässt sich das Moment $\hat{\tau}$ als

$$\hat{\tau}(\underline{v}, \hat{\eta}, \hat{\underline{\theta}}) = \hat{\underline{\theta}}^T \underline{\varphi}(\underline{v}, \hat{\eta}, \hat{\underline{\theta}}) \tag{12}$$

formulieren, was der Struktur von Gleichung (6) entspricht. Das Modell der RPMS-induzierten Zeigefingerstreckung kann also auf die Systemklasse eines separierbaren

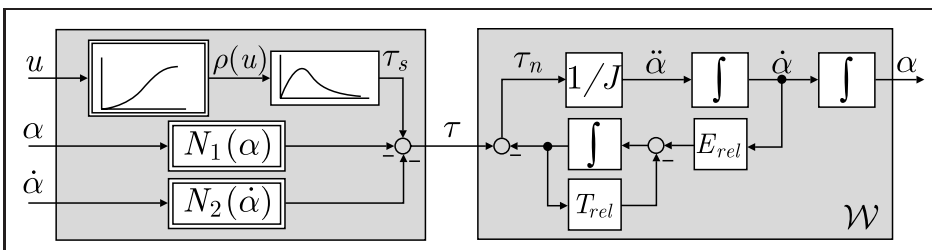


Bild 9: Aufteilung der Strecke in ein bekanntes LTI-System \mathcal{W} und eine Teilstrecke mit unbekanntem Parametern.

nichtlinearen Regressionsmodells, von dessen Ausgang nur die dynamische Antwort eines bekannten LTI-Systems \mathcal{W} messbar ist, zurückgeführt werden. Die Modellparameter können somit mit den Methoden aus 3.1.1 und 3.1.2 identifiziert werden.

4 Spastikquantifizierung

Gemäß der phänomenologischen Modellierung aus Abschnitt 2.3 wird sich eine Veränderung der Spastik auf den Verlauf der Nichtlinearitäten $N_1(\alpha)$ und $N_2(\dot{\alpha})$ auswirken. Da alle weiteren Summanden der Gleichungen (5) weitgehend zeitkonstant sind, kann eine Veränderung der Spastik zwischen zwei Zeitpunkten t_1 und t_2 gemäß

$$\begin{aligned} \Delta s_r(\alpha) &= N_1(\alpha) \Big|_{t_1} - N_1(\alpha) \Big|_{t_2} \\ \Delta s_{ph}(\dot{\alpha}) &= N_2(\dot{\alpha}) \Big|_{t_1} - N_2(\dot{\alpha}) \Big|_{t_2} \end{aligned} \quad (13)$$

berechnet werden. Mittels Online-Identifikation der Streckenparameter ist somit eine zeitkontinuierliche Beobachtung der Spastik während der Therapie möglich. Um jedoch die Ergebnisse der Identifikation mit Referenzmessungen evaluieren zu können, wurden bei den Patiententests keine zeitkontinuierlichen Quantifizierungen, sondern Vorher-Nachher-Vergleiche durchgeführt.

4.1 Versuchsdurchführung

Die Versuche werden an insgesamt sechs Patienten (P1–P6) durchgeführt. P1–P5 leiden an linksseitiger spastischer Hemiparese, vorwiegend der oberen Extremität, infolge eines Schlaganfalls. P6 hatte eine athetoide Dystonie (neurologische bedingte Bewegungsstörung, bei der es zu unwillkürlichen Bewegungen von Händen und Füßen kommt). Die Patienten werden über 3 Tage mit konditionierender *RPMS* [4;5] therapiert. Unmittelbar vor der ersten Therapiesitzung (Zeitpunkt t_1) werden eine Quantifizierung mittels Parameteridentifikation und eine Referenzmessung der Gelenksteifigkeit mit der Apparatur aus Bild 4 durchgeführt. Zum Vergleich werden die gleichen Messdaten nach der letzten Therapiesitzung (Zeitpunkt t_2) aufgezeichnet.

4.1.1 Quantifizierung mittels Parameteridentifikation

Zur identifikationsbasierten Spastikquantifizierung wird der Zeigefingerstreckeremuskel (M. extensor indices proprius) für 45 s stimuliert. Die Pulsbreite eines magnetischen Pulses beträgt ca. 100 μ s, sodass der Eingang $u[k]$ mit diskreten Dirac-Delta-Funktionen modelliert werden kann. Mit der Stimulationsintensität I lässt sich eine Stimulationssequenz der Länge M als $u[k] = \sum_{j=0}^M I[k] \delta[k - jk_{rep}]$, mit $k_{rep} = 1/f_{rep} T_s$, ausdrücken. Die Intensität I wird zufällig (gleichverteilt) mit $0 \leq I \leq 100\%$ moduliert, wobei ein Intensitätswert für 6 Pulse konstant gehalten wird. Wird I bei jedem Puls moduliert, so wird das von den Probanden mitunter als unangenehm empfunden. Während der 45-s-Sequenz werden $u[k]$ und $\alpha[k]$ aufgezeichnet. Zur Messung

des Zeigefingerwinkels wird dem Patienten ein selbstkonstruiertes Goniometer auf den Handrücken geklebt. Durch numerische Differentiation und Tiefpassfilterung wird $\dot{\alpha}[k]$ generiert. Es stehen somit Streckeneingangsvektor $\underline{v} = [u \ \alpha \ \dot{\alpha}]^T$ sowie Streckenausgang $y = \alpha$ zur Verfügung, sodass eine Parameteridentifikation in Ausgangsfehleranordnung gemäß Bild 2 durchgeführt werden kann. Das System \mathcal{W} wird als bekannt angenommen, die Parameter T_{rel} und E_{rel} werden hierfür Tabelle 2 entnommen und J anhand von Literaturdaten zu $J = 6,0981 \cdot 10^{-5} \text{ kgm}^2$ bestimmt.

Aus den identifizierten Parametern können die geschätzten Verläufe $\hat{\rho}(u)$, \hat{h} , \hat{N}_1 und \hat{N}_2 der Komponenten der Modellgleichung (Abschnitt 3.2) rekonstruiert werden. In den Bildern 10 und 11 sind beispielhaft die Identifikationsergebnisse von \hat{N}_1 und \hat{N}_2 des Patienten P1 dargestellt. Als Kennzahlen zur Beurteilung der Veränderung der tonischen Spastikkomponente wird die gemittelte Differenz

$$\Delta \bar{s}_r = \overline{\hat{N}_1(\alpha) \Big|_{t_1} - \hat{N}_1(\alpha) \Big|_{t_2}} \quad (14)$$

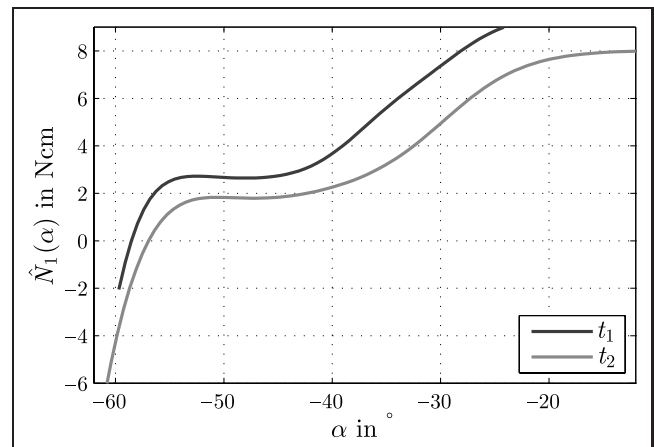


Bild 10: Identifikationsergebnis der Nichtlinearität $\hat{N}_1(\alpha)$ vor und nach der Therapie bei Patient P1.

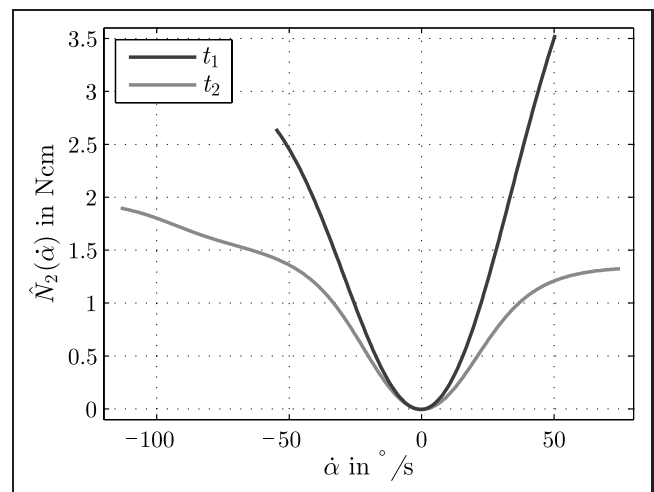


Bild 11: Identifikationsergebnis der Nichtlinearität $\hat{N}_2(\dot{\alpha})$ vor und nach der Therapie bei Patient P1.

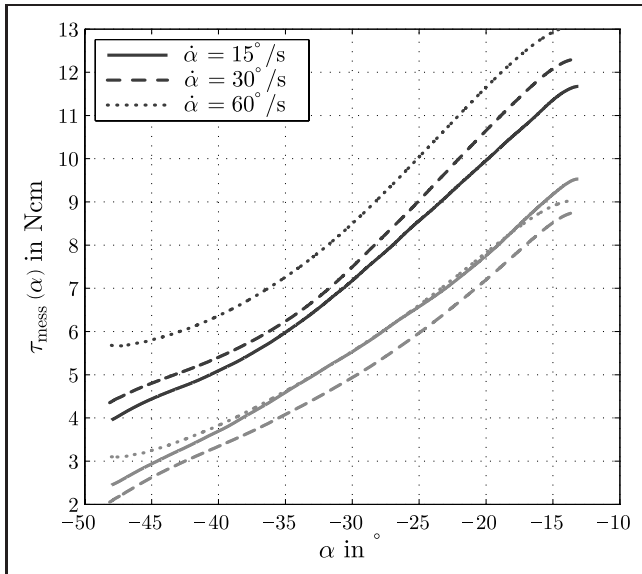


Bild 12: Ergebnis der Referenzmessung τ_{mess} bei Patient P1. Dunkle Kurven: Zeitpunkt t_1 , helle Kurven: Zeitpunkt t_2 .

berechnet. Die phasische Komponente kann, wie nachfolgend erläutert, nur bei den Winkelgeschwindigkeiten $\dot{\alpha} = 30^\circ/s$ und $\dot{\alpha} = 60^\circ/s$ mit der Referenzmessung verglichen werden, sodass die Kennzahlen

$$\begin{aligned} \Delta \hat{s}_{ph,30} &= \hat{N}_2(30^\circ/s)|_{t_1} - \hat{N}_2(30^\circ/s)|_{t_2} \\ \Delta \hat{s}_{ph,60} &= \hat{N}_2(60^\circ/s)|_{t_1} - \hat{N}_2(60^\circ/s)|_{t_2} \end{aligned} \quad (15)$$

berechnet werden.

4.1.2 Referenzmessung

Als Referenzmessung wird die Gelenksteifigkeit der Patienten mit der Messapparatur aus Bild 4 vermessen. Die Apparatur erlaubt es, den Flexionswinkel des Handgelenks sowie die Pronation des Unterarms einzustellen. Es wird beim Einspannen des Patienten darauf geachtet, dass Position und Winkel von Arm und Handgelenk mit der Anordnung während der Zeigefingerstimulation übereinstimmen. Der Zeigefinger der paretischen Hand wird aus seiner Ruhelage heraus ausgelenkt und dabei wird das auftretende Drehmoment τ_{mess} aufgezeichnet. Um tonische und phasische

Spastikkomponente zu vermessen, geschieht die Auslenkung mit drei unterschiedlichen Winkelgeschwindigkeiten. Die Messergebnisse von Patient P1 sind in Bild 12 dargestellt.

Da bei einer Auslenkungsgeschwindigkeit von $15^\circ/s$ kein phasischer Spastikanteil zu erwarten ist, ergibt sich die Kennzahl für die tonische Spastikkomponente zu

$$\Delta \bar{s}_t = \overline{\tau_{mess,15}(\alpha)}|_{t_1} - \overline{\tau_{mess,15}(\alpha)}|_{t_2} \quad (16)$$

Der phasische Spastikanteil kann bei $\dot{\alpha} = 30^\circ/s$ durch die Berechnung

$$\begin{aligned} \bar{s}_{ph,30}|_{t_1} &= \overline{\tau_{mess,30}(\alpha)}|_{t_1} - \overline{\tau_{mess,15}(\alpha)}|_{t_1} \\ \Delta \bar{s}_{ph,30} &= \bar{s}_{ph,30}|_{t_1} - \bar{s}_{ph,30}|_{t_2} \end{aligned} \quad (17)$$

beurteilt werden (analog bei $\dot{\alpha} = 60^\circ/s$).

4.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Berechnung der Kennzahlen aller Patienten gemäß (14)–(17) sind in Tabelle 3 zusammengefasst. Die Quantifizierung mittels Identifikation wird durch die Berechnung der relativen Abweichungen

$$\begin{aligned} d_t &= \frac{\Delta \bar{s}_t - \Delta \hat{s}_t}{\Delta \bar{s}_t} \\ d_{ph,30/60} &= \frac{\Delta \bar{s}_{ph,30/60} - \Delta \hat{s}_{ph,30/60}}{\Delta \bar{s}_{ph,30/60}} \end{aligned} \quad (18)$$

mit der Referenzmessung verglichen.

4.3 Diskussion

Die Erfahrung zeigt, dass die tonische Spastikkomponente durch die *RPMS*-Therapie meist reduziert wird und der phasische Anteil sich oft kaum ändert oder leicht zunimmt. Die Ergebnisse beider beschriebener Messverfahren stimmen mit dieser Erfahrung überein.

Bei Patient P3 ist die Spastik so stark, dass die durch die Stimulation des M. extensor indices proprius hervorgerufenen Zeigefingerbewegungen sehr gering sind. Der Identifikationsalgorithmus konvergiert bei den Datensätzen von P3 deshalb nicht, sodass kein Vergleich mit der Re-

Tabelle 3: Ergebnisse der Spastikquantifizierung. Alle „ Δ “-Größen in Ncm, Abweichungen d_t und d_{ph} in %. Bei P1 wurde zum Zeitpunkt t_1 während der Stimulation die Winkelgeschwindigkeit $\dot{\alpha} = 60^\circ/s$ nicht erreicht, sodass $\Delta \hat{s}_{ph,60}$ nicht vorliegt. Bei P3 war die Spastik zu stark, um mittels Stimulation eine zur Parameteridentifikation ausreichende Zeigefingerstreckung hervorzurufen.

Patient	tonische Komponente				phasische Komponente				
	$\Delta \bar{s}_t$	$\Delta \bar{s}_t$	d_t	$\Delta \hat{s}_{ph,30}$	$\Delta \hat{s}_{ph,60}$	$\Delta \bar{s}_{ph,30}$	$\Delta \bar{s}_{ph,60}$	$d_{ph,30}$	$d_{ph,60}$
P1	1,6	1,7	6,8	0,9	–	1,0	1,4	10,4	–
P2	8,5	9,2	7,6	–2,8	0,9	0,9	1,2	410,6	28,7
P3	–	6,8	–	–	–	–4,4	–3,2	–	–
P4	1,5	1,8	16,1	–3,1	–5,7	–4,2	–6,0	24,9	4,4
P5	0,9	1,7	47,3	2,0	6,8	1,4	3,7	–49,7	–84,3
P6	–2,9	–0,7	–325,5	–6,2	–9,4	–2,8	–3,3	–121,1	–189,1

ferenzmessung möglich ist. Bei P6 ist eine Zunahme der Gelenksteifigkeit zu beobachten. Der Grund dafür ist unbekannt, jedoch leidet P6 nicht an Spastik, sondern an einer Bewegungsstörung (Dystonie). Möglicherweise ist somit auch der verwendete Modellansatz der Spastik für P6 nicht gültig.

Die relativen Abweichungen von Patient P1–P5 ergeben sich im Betragsmittelwert zu $\bar{d}_t = 19,5\%$, $\bar{d}_{ph,30} = 123,9\%$ und $\bar{d}_{ph,60} = 39,1\%$. Eine mögliche Ursache hierfür sind die durch die Stimulation verursachten antidromen Aktionspotentiale, die nicht in Richtung des Muskels, sondern zurück zum Rückenmark laufen und dort Einfluss auf den Muskeldehnungsreflex nehmen. Dies erklärt möglicherweise auch die geringere Steigung von $\hat{N}_1(\alpha)$ im Vergleich zu $\tau_{mess}(\alpha)$ (Bilder 10 und 12), die bei allen Patienten vorliegt. Desweiteren waren zwar Handgelenk und Unterarm während Stimulation und Referenzmessung in annähernd gleicher Konfiguration, Oberarm und Schulter waren jedoch leicht unterschiedlich positioniert, da der Patient den Arm zur Referenzmessung auf die Messapparatur legen musste. Eine Beeinflussung der Spastik im Zeigefinger hierdurch kann nicht ganz ausgeschlossen werden.

5 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

Ein Ziel unserer Forschung ist eine automatisierte Spastikquantifizierung während der RPMS-Therapie. Unser Ansatz basiert auf Modellbildung und Parameteridentifikation. Hierfür wird zunächst ein Modell der RPMS-induzierten Zeigefingerstreckung aufgestellt, das die dominanten Relaxationseigenschaften im MCP-Gelenk auf einfache Weise berücksichtigt. Begründet durch die Physiologie der spastischen Reflexenthemmung wird das spastische Beugemoment in eine tonische und phasische Komponente aufgeteilt und kann hierdurch als Erweiterung der Modellgleichung in die Segmentdynamik integriert werden. Es wird außerdem ein Identifikationsalgorithmus entwickelt, der die Methoden des SLS-Algorithmus und der Identifikation bei nicht direkt messbarem Streckenausgang kombiniert und für das gestellte Problem sehr gute Konvergenzeigenschaften aufweist. Die vorgestellte Methode wird bei Patiententests mittels biomechanischer Referenzmessung evaluiert.

Die Ergebnisse der Evaluierung lassen darauf schließen, dass eine modellbasierte Spastikquantifizierung mittels Systemidentifikation während der Stimulation möglich ist. Der Muskeldehnungsreflex wird durch die Stimulation unmittelbar beeinflusst, da Vibrationsreize sowie antidrome Aktionspotentiale den Reflexmechanismus abschwächen oder verstärken können. Deshalb werden möglicherweise die Kennlinien $N_1(\alpha)$ und $N_2(\dot{\alpha})$ während RPMS verändert. Eine Referenzmessung deren Kennlinien exakt mit denen während der Stimulation übereinstimmt ist somit nicht durchführbar. Zur weiteren Evaluierung der Einsetzbarkeit der vorgestellten Methode muss daher der unmittelbare Einfluss der Stimulation auf den Muskeldehnungsreflex gesondert untersucht werden.

Literatur

- [1] J. Hahlen and H. K. Selbmann, eds., *Gesundheitsberichterstattung des Bundes*, ch. Krankheiten des zerebrovaskulären Systems. Wiesbaden, Germany: Statistisches Bundesamt/Robert Koch-Institut, Nov. 2007., <http://www.gbe-bund.de> (Nov. 10. 2007).
- [2] S. Hesse, C. Werner, and A. Bardeleben, „Der schwer betroffene Arm ohne distale Willküraktivität – ein „Sorgenkind“ der Rehabilitation nach Schlaganfall,“ *Neurologie und Rehabilitation*, vol. 10, pp. 123–129, May 2004.
- [3] A. Struppler, F. Binkofski, B. Angerer, M. Bernhardt, A. D. S. Spiegel, and P. Bartenstein, „A fronto-parietal network is mediating improvement of motor function related to repetitive peripheral magnetic stimulation: A PET- H_2O^{15} study,“ *NeuroImage*, vol. 36, no. suppl., pp. 174–186, 2007.
- [4] A. Struppler, P. M. Havel, and P. Müller-Barna, „Facilitation of skilled finger movements by repetitive peripheral magnetic stimulation (RPMS) – A new approach in central paresis,“ *NeuroRehabilitation*, vol. 18, pp. 69–82, May 2003.
- [5] A. Struppler, B. T. Angerer, C. Gündisch, and P. M. Havel, „Modulatory effect of repetitive peripheral magnetic stimulation (RPMS) on the skeletal muscle tone (stabilization of the elbow joint) on healthy subjects,“ *Experimental Brain Research*, vol. 157, no. 1, pp. 59–66, 2004.
- [6] A. Pandyan, G. Johnson, C. Price, R. Curless, M. Barnes, and H. Rodgers, „A review of properties and limitations of the ashworth and the modified ashworth scales as measures of spasticity,“ *Clinical Rehabilitation*, vol. 13, pp. 373–383, Oct. 1999.
- [7] L. Lünenburger, G. Colombo, R. Riener, and V. Dietz, „Clinical assessments performed during robotic rehabilitation by the gait training robot lokomat,“ in *International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, (Chicago), pp. 345–348, June 2005.
- [8] R. Riener, „Neurophysiologische und biomechanische Modellierung zur Entwicklung geregelter Neuroprothesen,“ Dissertation, Fakultät für Elektro- und Informationstechnik, Technische Universität München, München, Germany, Jan. 1997.
- [9] H. Golub and V. Perreyra, „The differentiation of pseudoinverses and nonlinear least squares problems whose variables are separate,“ *SIAM Journal of Numerical Analysis*, vol. 10, pp. 413–432, 1973.
- [10] J. Sjöberg and M. Viberg, „Separable non-linear least-squares minimization – possible improvements for neural net fitting,“ *Proceedings of the 1997 IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 345–354, 1997.
- [11] K. S. Narendra and A. M. Annaswamy, *Stable Adaptive Systems*. PTR Prentice Hall Information and System Sciences Series, Englewood Cliffs, New Jersey (USA): Prentice Hall, Inc., 1989.
- [12] I. Brown, E. J. Cheng, and G. E. Loeb, „Measured and modeled properties of mammalian skeletal muscle: II. The effect of stimulus frequency on force-length and force-velocity relationships,“ *Journal of Muscle Research and Cell Motility*, vol. 20, pp. 627–643, 1999.
- [13] M. Bernhardt, B. T. Angerer, M. Buss, and A. Struppler, „Isometric muscle contraction induced by repetitive peripheral magnetic stimulation – modeling and identification,“ *Journal of Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 2, no. 3, pp. 180–190, 2007.
- [14] E. Jankowska and I. Hammar, „Spinal interneurons; how can studies in animals contribute to the understanding of spinal interneurons in man?,“ *Brain Research Reviews*, vol. 40, pp. 19–28, 2002.

- [15] R. F. Schmidt, G. Thews, and F. Lang, *Physiologie des Menschen*. Springer Lehrbuch, Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 28. ed., Feb. 2000.
- [16] D. Schröder, ed., *Intelligent Observer and Control Design for Nonlinear Systems*. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2000.
- [17] M. Bernhardt, B. T. Angerer, M. Buss, and A. Struppler, „Nonlinear system identification in stroke rehabilitation,“ *at Automatisierungstechnik*, vol. 55, no. 11, pp. 570–579, 2007.

Manuskripteingang: 4. Februar 2008.

Dipl.-Ing. Michael Bernhardt ist seit Juni 2005 Doktorand am Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik und Mitglied der Forschungsgruppe sensomotorische Integration, beides an der Technischen Universität München. Wissenschaftliche Schwerpunkte: Technik in der Rehabilitation, Modellierung und Identifikation physiologischer Systeme. Adresse: Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, Technische Universität München, Theresienstraße 90, 80290 München, Tel.: +49 (0)89 289 23415, E-Mail: bernhardt@tum.de

Cand.-Ing. Daniel Meissner ist seit Oktober 2004 Student der Elektro- und Informationstechnik an der Technischen Universität München und hat im Rahmen einer Bachelorarbeit am Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik die passiven Gelenkeigenschaften des Zeigefingergrundgelenks untersucht.

Adresse: Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, Technische Universität München, Theresienstraße 90, 80290 München, Tel.: +49 (0)89 289 23440, E-Mail: Mei_Mail@gmx.de

Prof. Dr.-med. (em.) Albrecht Struppler ist Professor Emeritus für Neurologie und klinische Neurophysiologie und Leiter der Forschungsgruppe Sensomotorische Integration, Technische Universität München. Seine Hauptarbeitsgebiete sind: Neurophysiologie der Schlaganfallrehabilitation und Stereotaxie.

Adresse: Forschungsgruppe Sensomotorische Integration, Klinikum r. d. Isar, Technische Universität München, Ismaninger Straße 22, 81675 München, Tel.: +49 (0)89 4140 4242, E-Mail: struppler@lrz.tum.de

Univ. Prof. Dr.-Ing./Univ. Tokio Martin Buss ist Ordinarius des Lehrstuhls für Steuerungs- und Regelungstechnik der Technischen Universität München. Hauptarbeitsgebiete: Automatisierungstechnik, Mechatronik und Robotik, multimodale Mensch-Maschine-Systeme, Optimierungsverfahren, nichtlineare und hybride diskret-kontinuierliche Regelungssysteme.

Adresse: Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, Technische Universität München, Theresienstraße 90, 80290 München, Tel.: +49 (0)89 289 28395, E-Mail: mb@tum.de



Der Schlüssel zur Kreativität



Anne Brunner
Kreativer denken
 Konzepte und
 Methoden von A-Z
 2008.
 X, 354 S. | Broschur
 € 24,80
 ISBN 978-3-486-58562-9

Kreativität – wer möchte nicht über diese Fähigkeit verfügen?

Kreativität ist eine Schlüsselkompetenz, die in fast allen Lebensbereichen gefragt ist:

in Wissenschaft und Technik, im künstlerischen Schaffen, in der stillen Reflexion – selbst im privaten Leben. Der vorliegende Band gibt eine Einführung und Übersicht zum Thema. Zahlreiche Grafiken sorgen für eine anschauliche Darstellung.

Im ersten Teil werden Konzepte und Modelle vorgestellt. Dabei kommen auch bekannte Persönlichkeiten zu Wort: Was können wir von Leonardo da Vinci, Einstein oder Edison lernen? Der zweite Teil bildet den Schwerpunkt des Buches: er zeigt Wege auf, um Kreativität systematisch zu fördern und weiterzuentwickeln. Dazu dient eine Methodenübersicht »von A-Z«: Ausfallschritt-Technik, Brainwriting Pool, CATWOE, Walt-Disney-Methode oder die Zufallsmethode sind nur einige davon. Diese im Unterricht erprobten Methoden werden systematisch dargestellt und können Schritt für Schritt selbst eingesetzt werden. Abgerundet wird der Band mit einem Ausblick und einigen Tipps für die Praxis.

Der Band wendet sich an Lehrende und Lernende gleichermaßen: an Hochschullehrer, Trainer, Moderatoren, Studierende, Seminarteilnehmer, Praktiker – und alle an Kreativität Interessierte.

Oldenbourg



150 Jahre
 Wissen für die Zukunft
 Oldenbourg Verlag

Bestellen Sie in Ihrer Fachbuchhandlung oder direkt bei uns:
 Tel: 089/45051-248, Fax: 089/45051-333, verkauf@oldenbourg.de