

Wieder natürlich gehen und greifen

Intelligente Prothesensteuerungen durch Mustererkennung

Prof. Dr. Marco Platzner, Dipl.-Inf. Alexander Boschmann, Dipl.-Inf., Dipl.-Math. Paul Kaufmann

Schon vor über 3 000 Jahren stellte man in Ägypten einfache Prothesen her, deren Gebrauchseigenschaften allerdings heutigen Ansprüchen kaum genügen dürften. Heute ermöglichen mikroprozessorgesteuerte Arm- oder Beinprothesen komplexe Bewegungen und sogar eine sportliche Betätigung und verbessern so maßgeblich die Lebensqualität der Betroffenen. Allerdings ist die Steuerung aktueller Prothesen nicht intuitiv und auf die Ausführung weniger Bewegungen beschränkt. Mit wachsenden technischen Möglichkeiten auf dem Gebiet der Informatik eröffnen sich neue Chancen, diese Funktionsschwächen zu überwinden. Dieses Projekt wurde mit dem Transferpreis OWL 2010 ausgezeichnet.

Allein in Deutschland werden nach Schätzungen des Wissenschaftlichen Instituts der AOK jährlich über 55 000 Bein- und Fußamputationen sowie über 4 000 Arm- und Handamputationen durchgeführt. Die häufigsten Ursachen dafür sind Durchblutungsstörungen wie die arterielle Verschlusskrankheit, die Zuckerkrankheit Diabetes mellitus und Unfälle. Der Verlust einer Hand oder eines Beins bedeutet einen gravierenden Einschnitt in das Leben des Betroffenen.



Abb. 1: Prototypen einer Hand- und Beinprothese mit einer neuartigen Steuerung.



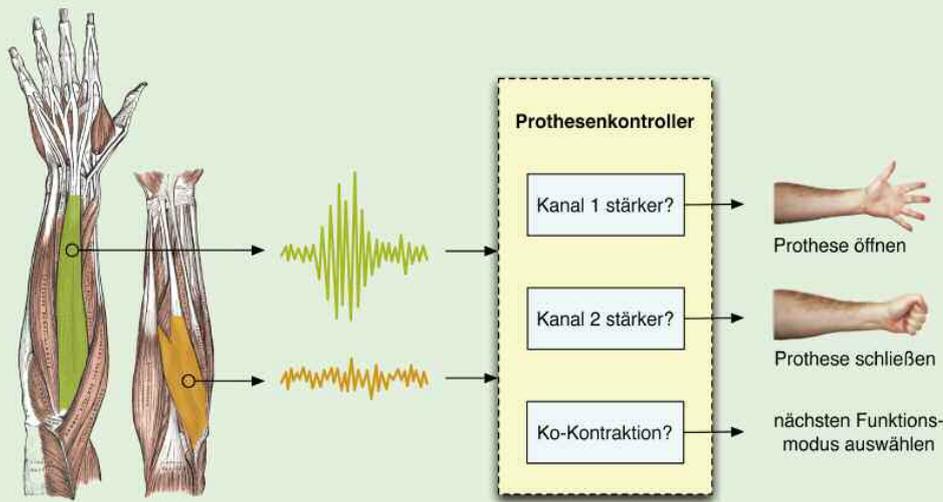
Prof. Dr. Marco Platzner ist seit 2004 Leiter des Fachgebiets Technische Informatik des Instituts für Informatik der Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik. Seine aktuellen Forschungsschwerpunkte umfassen Architekturen und Entwurfsmethoden für rekonfigurierbare und parallele Rechnerarchitekturen sowie deren Anwendung in eingebetteten und Hochleistungsrechnersystemen.

Neben der psychischen Belastung durch die Amputation sind es vor allem funktionelle Einschränkungen, die den Alltag erschweren. Dies hat das Einbüßen eines Teils der Eigenständigkeit und Freiheit zur Folge und kann dazu führen, dass der Betroffene seinem zuvor ausgeübten Beruf nicht mehr nachgehen kann. Der Verlust der Sensibilität und der kosmetische Aspekt sind dabei zusätzlich belastend. Moderne elektronische Prothesen können die verlorengegangene Funktionalität und Kosmetik zumindest teilweise wiederherstellen und erhöhen damit erheblich die Lebensqualität ihrer Träger.

Besonders auf dem Gebiet der Konstruktion sind aufgrund von Miniaturisierung der Komponenten und Verarbeitung moderner Materialien wie beispielsweise kohlenstofffaserverstärktem Kunststoff große Fortschritte erzielt worden. Allerdings sind bei der Steuerung der Prothesen weitere Verbesserungen notwendig. So konnten wissenschaftliche Studien aufzeigen, dass beispielsweise über ein Drittel aller elektronischen Handprothesen in Deutschland nur unregelmäßig oder gar nicht getragen wird. Die wichtigsten Kritikpunkte dabei sind eine nicht intuitive Arbeitsweise und die geringe Anzahl an Bewegungen, die die Prothese durchführen kann.

In diesem Artikel wird ein neuer Ansatz der Steuerung elektronischer Prothesen vorgestellt. In Zusammenarbeit des Fachgebiets Technische Informatik der Universität Paderborn mit den Firmen OTW Orthopädietechnik Winkler in Minden, iXtronics in Paderborn und dem Institut für Faserverbundleichtbau und Adaptronik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt in Braunschweig sind Prototypen neuartiger Hand- und Beinprothesen mit einer innovativen Steuerung (Abbildung 1) entstanden, die sich derzeit in der Testphase befinden. In diesem Zusammenhang war es die Aufgabe des

(a) Steuerungsschema aktueller Handprothesen



(b) Neuartiges Steuerungsschema

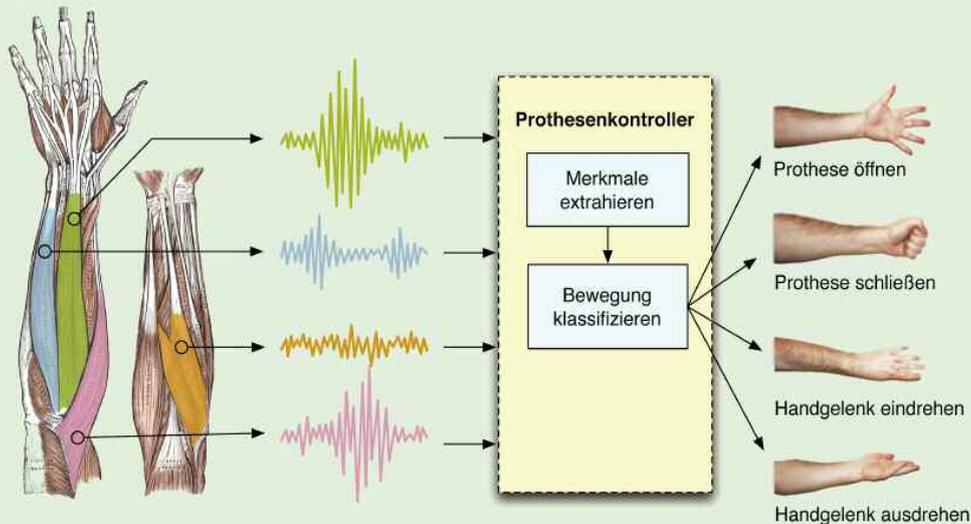


Abb. 2: Traditionelles (a) und modernes (b) Steuerungsschema von EMG-basierten Handprothesen im Vergleich.

Fachgebiets Technische Informatik, Methoden zur sicheren Erkennung des aktuellen Bewegungszustands des Prothesenträgers zu entwickeln, die in diesem Artikel näher erläutert werden.

Steuerung einer Handprothese

Die meisten heute verfügbaren elektronischen Handprothesen werden durch die Messung von Muskelaktivität in Form von elektromyographischen (EMG) Signalen [1] gesteuert. Das Prinzip beruht darauf, dass während der Kontraktion von Muskeln geringe elektrische Spannungen im Millivolt-Bereich entstehen, die mittels Oberflächenelektroden auf der Haut gemessen werden. Die Wirkungsweise ist vielen vom Elektrokardiogramm (EKG) bekannt, bei dem die Aktivität des Herzmuskels aufgezeichnet und als Spannungskurve dargestellt wird.

Aktuelle elektronische Handprothesen machen sich dieses

Prinzip zunutze, indem sie die EMG-Signale zweier entgegengesetzt arbeitender Muskeln im Amputationsstumpf messen, etwa die der für die Beugung und Streckung des Handgelenks zuständigen Muskeln im Unterarm. Diese sind nach der Amputation häufig teilweise noch im Amputationsstumpf vorhanden und können differenziert bewegt werden. Anhängig davon, welches der beiden Signale stärker ist, wird die Handprothese geöffnet oder geschlossen (Abbildung 2 (oben)). Soll eine andere Funktion wie etwa die Drehung des Handgelenks ausgeführt werden, muss der Prothesenträger eine so genannte Ko-Kontraktion durchführen. Darunter versteht man das kurze, gleichzeitige Anspannen zweier entgegengesetzt arbeitender Muskeln, wodurch die Prothese in einen anderen Arbeitszustand versetzt wird. Der Wechsel zwischen den Funktionsmodi gestaltet sich dadurch als langsam und aufwändig. Da immer die gleichen beiden Muskeln für verschiedene Bewegungen gebraucht werden, erfordert die Benutzung darüber hinaus die ständige Konzentration des Benutzers.

Charakteristische Merkmale für jede Bewegung

Wünschenswert wäre es, wenn der Amputierte seine Muskulatur

bei allen Bewegungen intuitiv gebrauchen könnte, was einen mühsamen Wechsel von Betriebsmodi überflüssig machen würde. Um dies zu erreichen, muss die Prothesensteuerung durch Mustererkennungsalgorithmen erweitert werden. Der Grundgedanke besteht darin, dass die bei den Muskelbewegungen entstehenden EMG-Signale reproduzierbare und wiederkehrende Informationen über die durchgeführte Bewegung enthalten, die vom Prothesenkontroller in einer Trainingsphase des Systems gelernt werden können. Während des anschließenden regulären Betriebs sollen die gelernten Muster wiedererkannt und zur Steuerung der Prothese genutzt werden (Abbildung 2 (unten)).

Diese für eine Bewegungsart charakteristischen Merkmale müssen aus dem relativ komplexen Datenstrom der EMG-Signale extrahiert und so aufbereitet und in der Komplexität reduziert werden, dass sie auf einem eingebetteten System mit eingeschränkter Rechen- und Speicherkapazität schnell und effizient weiterverarbeitet werden können. Die Heraus-

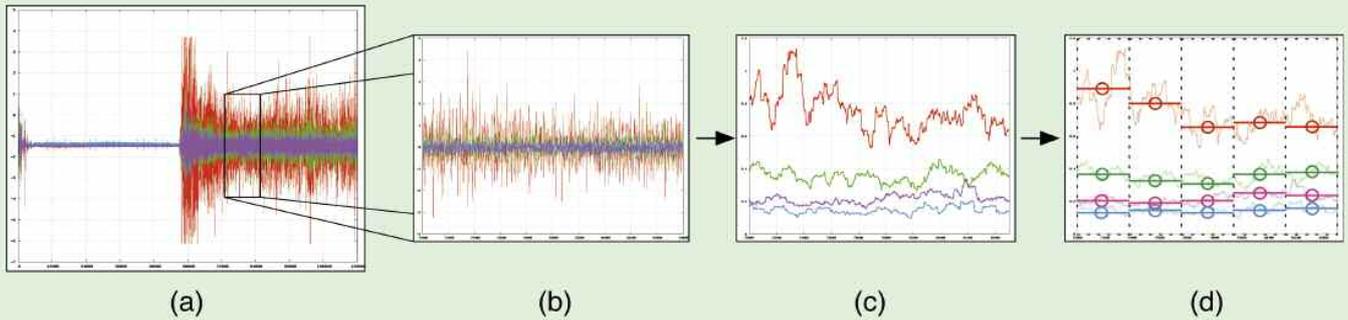


Abb. 3: Schema der Extraktion von charakteristischen Merkmalen. Aus dem Roh-EMG-Signal (a) werden 100 ms entnommen (b), gleichgerichtet und geglättet (c). Anschließend werden fünf Mittelwerte pro Kanal gebildet und einer Logarithmustransformation unterzogen (d). Die so ermittelten 20 Zahlenwerte bilden einen für die durchgeführte Bewegung repräsentativen Vektor.

forderung besteht darin, nur einen möglichst kurzen Teil des Signals für die Merkmalsextraktion zu verwenden, um einen flüssigen Betrieb der Prothese zu gewährleisten. Eine Latenz zwischen Muskelkontraktion und Durchführung der Bewegung durch die Handprothese von 100 bis 150 Millisekunden (ms) wird von Amputierten noch als flüssig wahrgenommen und soll nicht überschritten werden.

Verschiedene Methoden zur Merkmalsextraktion wurden experimentell untersucht und reichen von einfachen Berechnungen wie der Länge der Signalkurve oder der Anzahl der Vorzeichenwechsel in einem bestimmten Zeitabschnitt bis zu komplexeren Berechnungen in der Frequenzdomäne. Aufbauend auf der Arbeit von Kajitani [2] wurde eine Merkmalsextraktion formuliert, die einen in der Länge der Eingabedaten linearen Aufwand hat und sich damit besonders für

eine Implementierung auf einem eingebetteten System eignet.

Das Verfahren wird in Abbildung 3 (a)-(d) illustriert. Abbildung 3 (a) zeigt den während eines Experiments aufgezeichneten Roh-EMG-Signalverlauf während einer Dauer von 20 Sekunden. Auf der vertikalen Achse ist die Amplitude des Signals in Volt aufgetragen, die vier Farben entsprechen vier EMG-Sensoren an unterschiedlichen Positionen des Unterarms. In den ersten zehn Sekunden wurde keine Bewegung ausgeführt, was am relativ flachen Signalverlauf erkennbar ist. Während der folgenden zehn Sekunden wurde vom Probanden eine Handbewegung durchgeführt. Dies führt zu einem deutlichen Ausschlag aller vier Kanäle des EMG-Signals. Aus diesem Roh-EMG-Signal der Kontraktionsphase wird nun ein Bereich von 100 ms betrachtet, der in Abbildung 3 (b) dargestellt ist. Darin wird das Signal zunächst gleichgerichtet und geglättet. Dies wird in Abbildung 3 (c) veranschaulicht. Anschließend werden in diesem Zeitabschnitt kanalweise fünf Mittelwerte durch gleitende Fenster bestimmt, die dann einer Logarithmustransformation unterzogen werden (Abbildung 3 (d)). Bei der Verwendung von vier Kanälen kommt so ein Vektor aus 20 Zahlenwerten zustande, der charakteristisch für die durchgeführte Bewegung ist.

Klassifikation

Damit der Prothesenkontroller die zu einer Bewegung passenden Merkmale erlernen und anschließend wiedererkennen kann, muss ein Klassifikator eingesetzt werden. Bei Klassifikatoren handelt es sich um Algorithmen bzw. Programme, die Merkmale in einem Merkmalsraum auf eine Menge von Klassen, in diesem Fall Bewegungen abbilden. Bei der Entwicklung des Handprothesen-Prototypen wurden sowohl seit langem bekannte Verfahren wie künstliche neuronale Netze oder k-th Nearest Neighbor betrachtet [6], als auch relativ neue Verfahren wie Support Vector Machines (SVM) [3]. Letztere stellten sich experimentell als besonders leistungsstark dar. Wesentliche Vorteile von Support Vector Machines sind die bekannt gute Generalisierungsfähigkeit und eine schnelle Klassifikation bei geringem Ressourcenverbrauch. Dadurch ist auf der im Prothesenprototypen verwendeten eingebetteten Hardware eine Neuklassifikation der gemessenen EMG-Signale alle 50 ms möglich.



Abb. 4: Amputierter Proband während einer Testreihe mit dem Prototypen einer neuartigen Oberarmprothese.

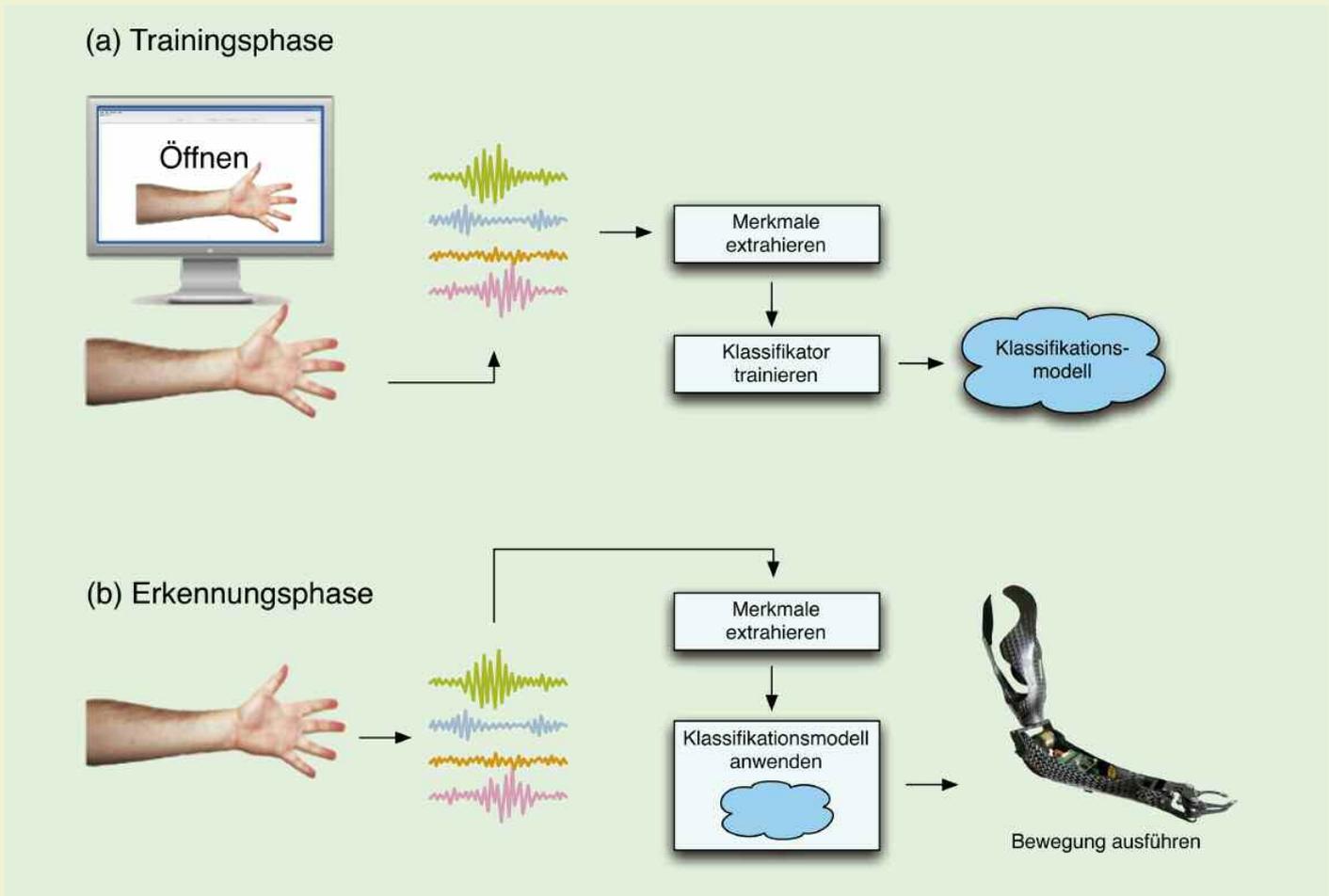


Abb. 5: Schema der Trainings- (a) und Erkennungsphase (b) des Handprothesenprototypen.

Um die Eignung eines Probanden für die Versorgung mit einer neuartigen Handprothese festzustellen, ist es wichtig, die Klassifikationsleistung des Systems zu evaluieren. Zu diesem Zweck wurde ein zweigliedriges Testschema bestehend aus einer Trainings- und einer Erkennungsphase entwickelt und bei Experimenten mit amputierten Probanden evaluiert (Abbildung 4). Zuerst werden die relevanten Muskeln im Amputationsstumpf durch einen Orthopädie-techniker bestimmt und mit Oberflächenelektroden für eine EMG-Messung mit vier Kanälen beklebt. In Zusammenarbeit mit einem Physiotherapeuten werden die später von der Prothese durchzuführenden Bewegungen bestimmt und eingeübt.

An einem Computer müssen die Probanden zunächst während der Trainingsphase (Abbildung 5 (a)) nach Aufforderung auf dem Bildschirm zuvor eingeübte Bewegungen durch Pausen getrennt hintereinander ausführen. Die so gewonnenen Signale werden als Trainingsdaten bezeichnet. Aus ihnen werden für jede Bewegung Merkmale extrahiert, mit denen der Klassifikator trainiert wird. In der Praxis hat sich gezeigt, dass etwa vier Ausführungen jeder zu trainierenden Bewegung für eine gute spätere Wiedererkennung ausreichen können. Damit die Erkennung auch unter realistischen Bedingungen möglichst robust funktioniert, muss die Testperson die Bewegungen während des Trainings möglichst variabel, also z. B. mit unterschiedlichen Winkel-

stellungen des Arms durchführen. Das Ergebnis dieses Schrittes ist ein vom Klassifikator berechnetes Klassifikationsmodell.

In der anschließenden Erkennungsphase (Abbildung 5 (b)) werden die gleichen Bewegungen in zufälliger Reihenfolge auf dem Bildschirm angezeigt und müssen von den Probanden durchgeführt werden. Die so gewonnenen EMG-Signale werden als Testdaten bezeichnet. Aus ihnen werden Merkmale extrahiert, die durch den Klassifikator mithilfe des zuvor erstellten Modells in Bewegungen kategorisiert werden. Je mehr Bewegungen vom Klassifikator korrekt bestimmt werden, desto sicherer funktioniert eine auf diesem Prinzip arbeitende Prothese. Das Verhältnis aus der Anzahl korrekter Zuordnungen zur Gesamtzahl der Klassifikationen ist aber nur eine grobe Abschätzung der Klassifikationsgüte. Ein aussagekräftigeres Maß ist etwa der Zeitaufwand, den ein Proband benötigt, um eine bestimmte Anzahl ununterbrochen korrekter Klassifikationen zu erreichen. Versuchsreihen mit Amputierten zeigen, dass die Klassifikationsleistung mit der Häufigkeit der Experimente steigt. Eine robuste Erkennungsrate lässt sich also gut trainieren.

Eine weitere spannende Erkenntnis aus Vorversuchen besteht darin, dass die Klassifikationsleistung nach einigen Tagen abnimmt, wenn die Prothese nicht von Zeit zu Zeit neu trainiert wird [4,5]. Der dafür nötige zeitliche und finanzielle Aufwand könnte durch den Einsatz von selbst-adaptiven

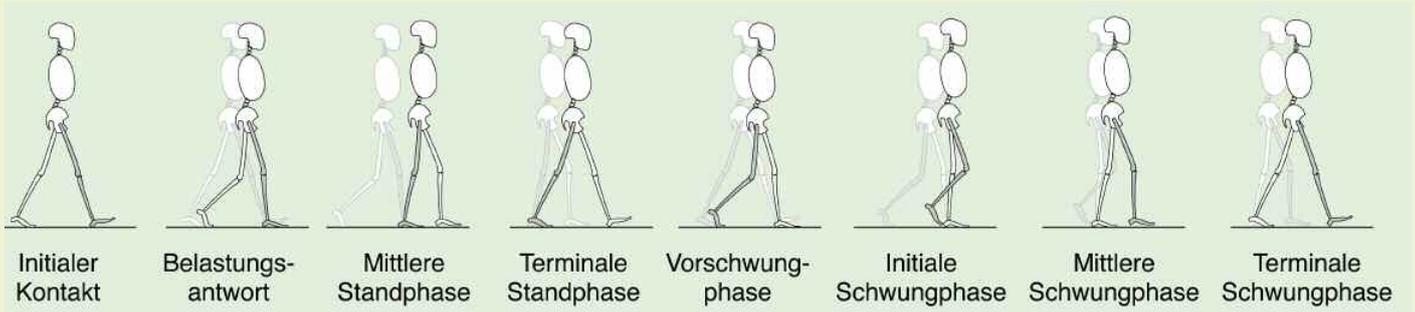


Abb. 6: Gangphasen beim natürlichen Gang nach [7], die vom Prothesenkontroller mithilfe der Mustererkennungsalgorithmen erkannt werden. Ihre Abfolge stellt ein realistisches Bewegungsmodell des menschlichen Gangs dar. Die Abbildungen zeigen jeweils Beginn und Ende der jeweiligen Gangphase. Das rechte Bein ist als referenz grau eingefärbt.

Rechnersystemen minimiert werden. Insbesondere rekonfigurierbare Rechnerarchitekturen, die sich sogar in ihrer Hardware an veränderte Betriebsbedingungen anpassen können, sind hier Gegenstand der Forschung [6].

Steuerung einer Beinprothese

Während bei der Steuerung einer Handprothese zeitlich ausgedehnte Einzelbewegungen unterschieden werden müssen, ist es das Ziel einer Beinprothesensteuerung, ein möglichst natürliches Gangbild des Amputierten zu erreichen. Wissenschaftliche Studien zeigen, dass Amputierte mit heutigen Beinprothesen häufig ein unnatürliches Gangbild entwickeln. Dies resultiert darin, dass sie deutlich mehr biomechanische Energie beim Gehen aufwenden müssen und so früher ermüden als Nichtamputierte. Ein weiterer Nachteil besteht darin, dass aus dem unnatürlichen Gangbild durch Fehlstellungen Haltungsschäden resultieren können.

Ein natürlicher Bewegungsablauf besteht aus einer Reihe von aufeinanderfolgenden Muskelaktivitäten, die zusammen ein komplexes Bewegungsmuster bilden. Beim Gehen durchläuft die Oberschenkel- und Unterschenkelmuskulatur in der so genannten Standbeinphase fünf und in der so genannten Schwungbeinphase vier unterscheidbare Muskelaktivitäten. Physiologische Voraussetzung für das Entstehen komplexer Bewegungsmuster ist die Verschiebung von Muskeln und Muskelvolumina in den einzelnen Gangphasen.

Um das Ziel eines natürlichen Gangbildes mit einer Beinprothese zu erreichen, wurde in zwei vom Bundesministerium für Bildung und Forschung geförderten Projekten ein Prothesenprototyp mit einem adaptiven Schaft und speziell an die Amputationsart abgestimmten Gelenken entwickelt. Als Schaft wird in der Prothetik das Teil bezeichnet, das die Prothese mit dem verbleibenden Stumpf verbindet. Dieses Bauteil ist üblicherweise als Schalenstruktur ausgeführt, die den Stumpf umschließt. Im Gegensatz zu üblichen, starren Ausführungen ist im Rahmen der Projekte ein Schaft entwickelt worden, der über strukturintegrierte piezokeramische Aktuatoren verformt und dadurch an die jeweilige Situation angepasst werden kann, so dass die Prothese zu jedem Zeitpunkt optimal auf dem Stumpf sitzt.

Essenziell für die Steuerung des Prothesenstumpfes ist die

Kenntnis darüber, in welcher Gangphase der Amputierte sich in jedem Moment befindet. Anders als im Fall der Handprothese können die einzelnen Gangphasen nicht wie Handbewegungen in der Trainingsphase vom Probanden einzeln mit Pausen getrennt durchgeführt werden. Vielmehr ist ein aus den Gangphasen zusammengesetzter Doppelschritt im Idealfall eine fließende Bewegungsabfolge von nur etwa 1,4 Sekunden Länge.

Um die aus der Stumpfmuskulatur gewonnenen EMG-Signale in einzelne Gangphasen zu unterteilen, müssen sie durch zusätzlich erfasste Ereignisse synchronisiert werden. Zu diesem Zweck wurde eine Schuhsohle mit eingebetteten Drucksensoren entwickelt. Mit ihr ist es möglich, exakt die Zeitpunkte zu bestimmen, bei denen der Prothesenfuß auf dem Boden aufkommt, abrollt und wieder vom Boden abhebt.

Auch bei der Beinprothesensteuerung ist eine Trainingsphase notwendig, bevor das System die Gangphasen des Benutzers während des Gehens erkennen kann. Nach Festlegung der zu messenden Muskelgruppen im Amputationsstumpf durch den Orthopädietechniker werden EMG-Sensoren und Messsohle an den Prothesenprototypen angebracht. Nun muss der Proband unter Anleitung eines Physiotherapeuten mit der Prothese mehrmals über eine Teststrecke gehen. Der Physiotherapeut stellt durch Korrekturen sicher, dass der Proband während der Trainingsphase ein gutes Gangbild beibehält. Währenddessen überträgt das Messsystem die gemessenen EMG-Signale zusammen mit den Daten der Messsohle drahtlos an einen Computer, auf dem die weitere Auswertung erfolgt. Mit den Daten der Drucksensoren werden die EMG-Signale in Doppelschritte mit jeweils acht Gangphasen partitioniert. Aus diesen Daten werden für jede Gangphase Merkmale extrahiert und ein gemeinsames Klassifikationsmodell erzeugt.

Nachdem der Klassifikator mit den Trainingsdaten des Probanden trainiert wurde, kann der Prothesenkontroller das Klassifikationsmodell dazu benutzen, den kontinuierlichen Strom an EMG-Daten in Gangphasen zu unterteilen und den Schaft des Prothesenprototypen zu steuern. Die Daten der Messsohle sind nur in der Trainingsphase notwendig und werden in der Erkennungsphase nicht benötigt.

Eine wichtige Rolle in der Erkennungsphase spielen realistische Bewegungsmodelle, die die Phasen des menschlichen Gangs nicht isoliert voneinander abbilden, sondern als

zusammenhängende Folge anatomisch aufeinander aufbauender Bewegungsabläufe modellieren (Abbildung 6). Erkennt der Klassifikator mit hoher Sicherheit eine bestimmte Gangphase, so kann er Annahmen über die darauf folgende Gangphase treffen und somit den Suchraum für die Klassifikation verringern.

Eine robuste Gangphasenerkennung in Verbindung mit realistischen Bewegungsmodellen kann außer für die Steuerung des Schafts auch für die Erkennung von Notfallsituationen eingesetzt werden. Eine plötzlich auftretende Unterbrechung einer Folge von Gangphasen kann beispielsweise dadurch auftreten, dass der Proband mit der Prothese über einen Gegenstand stolpert. Nach Erkennen einer solchen Notsituation kann der Prothesenkontroller das Prothesengelenk versteifen und so einen sicheren Ausfallschritt des Prothesenträgers ermöglichen. Derzeit wird auch der Einsatz von Beschleunigungssensoren experimentell untersucht, um weitere Notfallsituationen schnell erkennen zu können.

Für die erfolgreiche interdisziplinäre Zusammenarbeit im Rahmen der Entwicklung der hier vorgestellten neuartigen Prothesenschäfte und -gelenke wurde dem Fachgebiet Technische Informatik der Universität Paderborn, der iXtronics GmbH, Paderborn, der OTW Orthopädietechnik Winkler, Minden, und dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V., Institut für Faserverbundleichtbau und Adaptronik, Braunschweig, der Transferpreis OWL 2010 der IHK Bielefeld verliehen.

Fazit

Moderne Methoden aus der Informatik können dabei helfen, die Steuerung elektronischer Hand- und Fußprothesen maßgeblich zu verbessern, eine intuitivere Benutzung mit mehr Freiheitsgraden zu ermöglichen und die Sicherheit zu erhöhen. Die in diesem Artikel vorgestellten Prototypen von Hand- und Beinprothesen befinden sich derzeit in Labortests mit amputierten Probanden. Erste Ergebnisse der Tests sind vielversprechend, jedoch gibt es noch einige Fragestellungen, die bis zu einer Markteinführung gelöst werden müssen, beispielsweise wie das Trainieren der Prothese im Alltag aussehen wird.

Literatur

- [1] R. MERLETTI AND P. A. PARKER, EDITORS. ELECTROMYOGRAPHY: PHYSIOLOGY, ENGINEERING, AND NONINVASIVE APPLICATIONS. JOHN WILEY & SONS, HOBOKEN, USA, 2004.
- [2] I. KAJITANI, I. SEKITA, N. OTSU AND T. HIGUCHI, „IMPROVEMENTS TO THE ACTION DECISION RATE FOR A MULTI-FUNCTION PROSTHETIC HAND,” IN PROCEEDINGS 1ST INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MEASUREMENT, ANALYSIS AND MODELING OF HUMAN FUNCTIONS, 2001.
- [3] B. SCHÖLKOPF AND A. SMOLA: LEARNING WITH KERNELS: SUPPORT VECTOR MACHINES, REGULARIZATION, OPTIMIZATION, AND BEYOND (ADAPTIVE COMPUTATION AND MACHINE LEARNING). THE MIT PRESS, 2000.
- [4] P. KAUFMANN, K. ENGLEHART AND M. PLATZNER: FLUCTUA-

TING EMG SIGNALS: INVESTIGATING LONG-TERM EFFECTS OF PATTERN MATCHING ALGORITHMS. IN 32ND ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY (EMBC), 2010.

- [5] A. BOSCHMANN: AUFBAU UND EXPERIMENTELLE BEWERTUNG EINES SYSTEMS ZUR LANGZEITKLASSIFIKATION VON EMG-SIGNALEN, STUDIENARBEIT, UNIVERSITÄT PADERBORN, 2008.
- [6] P. KAUFMANN, K. GLETTE, T. GRUBER, M. PLATZNER, J. TORRESEN, AND B. SICK. CLASSIFICATION OF ELECTROMYOGRAPHIC SIGNALS: COMPARING EVOLVABLE HARDWARE TO CONVENTIONAL CLASSIFIERS. IEEE TRANS. EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2012. (ZUR VERÖFFENTLICHUNG ANGENOMMEN).
- [7] PERRY, J.: GAIT ANALYSIS. NORMAL AND PATHOLOGICAL FUNCTION. SLACK INT. BOOK DISTRIBUTORS, 1992.



Dipl.-Inf. Alexander Boschmann studierte Informatik an der Universität Paderborn und arbeitet seit Juni 2010 als Wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachgebiet Technische Informatik.



Dipl.-Inf., Dipl.-Math. Paul Kaufmann studierte Informatik und Mathematik an der Universität Paderborn und arbeitet seit 2005 als Wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachgebiet Technische Informatik.

Kontakt:

Prof. Dr. Marco Platzner

Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik

Institut für Informatik

05251 60-5250

platzner@upb.de