

# Automatisierte Schluckererkennung anhand von EMG- und Bioimpedanz-Messungen

Nahrstaedt H., Schauer T., Fachgebiet Regelungssysteme, TU Berlin  
nahrstaedt@control.tu-berlin.de

Seidl R. O., Schultheiss C., Klinik für Hals-, Nasen- und Ohrenheilkunde,  
ukb Berlin  
rainer.seidl@ukb.de

## Zusammenfassung

In diesem Beitrag wird ein Verfahren zur automatischen Schluckererkennung anhand von EMG- und Bioimpedanz-Messungen vorgestellt. Basierend auf physiologischen Kriterien werden zunächst die Messdaten analysiert, Zeitabschnitte in den Messdaten ausgewählt und verschiedene Merkmale für jeden Zeitabschnitt separat extrahiert. Mithilfe eines Klassifikators können anhand der Merkmale diejenigen Abschnitte ermittelt werden, in denen ein Schluck stattfand. Der zweistufige Algorithmus wurde an gesunden Probanden erfolgreich getestet.

## 1 Einleitung

Schlucken ist ein lebensnotwendiger Prozess, der bislang lediglich von komplexen klinischen Untersuchungsmethoden (Videofluoroskopie und Endoskopie) erfasst werden kann.

Es ist bekannt, dass eine Vielzahl an Muskeln für einen Schluck aktiviert werden müssen und somit eine den Schluck einleitende EMG-Aktivität messbar ist. Aus endoskopischen Untersuchungen wurde die Erkenntnis gewonnen, dass ein Schluck nach einer solchen EMG-Aktivität auch durch einen Abfall im Bioimpedanzsignal charakterisiert werden kann. Beide Erkenntnisse werden in dem vorgestellten Algorithmus verwendet.

## 2 Methoden

Die benötigten Messdaten werden über eine EMG- und Bioimpedanzmessung mittels Oberflächenelektroden gewonnen. Als Messgerät diente das an der TU Berlin im Fachgebiet Regelungssysteme entwickelte Gerät „PhysioSense“ [1]. Für die Messung der Bioimpedanz (BI) im Halsbereich wurde die in [2] vorgeschlagene 4-Elektroden-Messmethode mit separaten Strom- und Spannungselektroden verwendet. An den Spannungsmesselektroden wurde gleichzeitig das EMG-Signal aufgenommen.

Nach der Messung werden im EMG-Signal Ausreißer detektiert und entfernt. Anschließend wird ein nicht-kausaler Bandpass 4. Ordnung mit dem Frequenzbereich 90-250 Hz angewandt. Bei dem so vorverarbeiteten EMG-Signal werden Aktivitätsbereiche der untersuchten Muskulatur mittels eines „Double Onset Detectors“ bestimmt [3]. Bei diesem Verfahren wird überprüft, ob ein oder mehrere Messwerte innerhalb eines gleitenden Fensters über einem Schwellwert liegen. Wenn dieses Ereignis mehrmals direkt hintereinander auftritt, nimmt der Algorithmus eine EMG-Aktivität an. Der Schwellwert wird aus der geschätzten Rauschvarianz des gemessenen EMG-Signals berechnet. Die restlichen Parameter wurden von [3] übernommen.

Die Bioimpedanz-Messdaten werden zuerst mithilfe der Piecewise Linear Approximation (PLA) - Methode [4] um den Faktor 150 komprimiert. Bei der PLA-Methode werden die Messdaten über unterschiedlich lange Geraden angenähert. Längen und Positionen der Geraden werden jeweils über einen maximalen Fehler eingestellt, den jede Gerade im Vergleich zu den Messdaten nicht überschreiten darf.

Im nächsten Schritt werden alle Täler in der approximierten Bioimpedanz bestimmt, bei denen folgende Eigenschaften erfüllt sind: (i) das Tal enthält ein oder mehrere lokale Minima (in dem zweiten Fall wird nur das betragsmäßig größte Minimum betrachtet), (ii) die Anfangsgerade hat negative und die Endgerade hat positive Steigung, (iii) die Dauer des Tals ist kleiner als 3s und (iv) die Verbindung von Anfang und Ende schneidet die BI-Kurve nicht. Ein Tal ist dabei über drei Punkte (Anfang, Minimum und Ende), die immer auf dem Start bzw. Ende einer PLA-Geraden liegen, definiert. Existieren für ein Minimum mehrere Alternativen, so wird das Tal ausgewählt, welches das folgende Gütefunktional maximiert:

$$J = \text{Fläche}^{1,3} / \text{Dauer}^{1,5} - 70 | \text{Anstieg der Geraden zw. Anfang und Ende} |. \quad (1)$$

Jedes gefundene Tal wird im Anschluss mit einer feiner aufgelösten PLA separat mit dem gleichen Algorithmus betrachtet, um so die jeweiligen Eckpunkte des Tals exakter bestimmen zu können. In Abbildung 1 sind die zur Berechnung des Gütefunktionals erforderlichen Größen für ein Tal beispielhaft dargestellt. Alternative Täler zu dem Minimum im Punkt 4 haben folgende Eckpunkte: (2,4,5), (3,4,5) und (3,4,7).

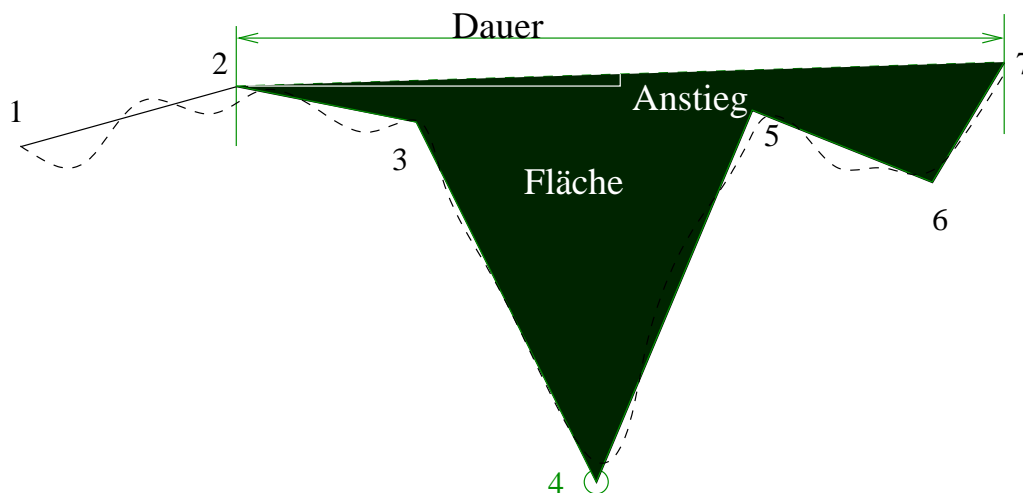


Abbildung 1: Definition eines Tals

Zur Erkennung der Schluckaktivitäten wird ein zweistufiges Verfahren angewandt:

1. Da ein physiologisches Kriterium für einen Schluck eine EMG-Tätigkeit ist, werden nur diejenigen Täler in der Bioimpedanz ausgewählt, bei denen eine EMG-Aktivität zwischen Start und Ende der BI-Aktivität vorhanden ist.
2. Für die Restmenge der Täler werden Merkmale extrahiert und ein Klassifikator entscheidet, welche Täler einem Schluck entsprechen. Es wurde eine Support Vector Machine (SVM) [6] als Klassifikator verwendet.

Als Merkmale werden Zeitmerkmale, Flächenmerkmale und Amplitudenmerkmale von EMG und BI verwendet. Zusätzlich werden Merkmale mittels der SAX (Symbolic Aggregate approXimation) Methode [5] erzeugt. Dazu wird jeder potentielle Schluck (BI- und EMG-Kurve) im Bereich 0,4s vor Talbeginn (BI) bis 1,6s nach Talbeginn (BI) normiert ( $\mu=0$ ,  $\sigma^2=1$ ) und in Teilzeitabschnitte eingeteilt. Jede EMG-Kurve wird in 16 Teilzeitabschnitten und jede BI-Kurve in 32 Teilzeitabschnitten unterteilt. Für jeden Teilzeitabschnitt wird ein Mittelwert bestimmt und mit einer speziellen 4-stufigen Quantisierung wird jedem Abschnitt ein Symbol aus vier möglichen Symbolen zugeordnet. Jede Kurve wird auf diese Weise in einen Vektor mit 16 bzw. 32 Einträgen umgewandelt und zum Merkmalsvektor hinzugefügt. Insgesamt hat der Merkmalsvektor 67 Einträge.

Die automatische Schluckererkennung wurde an 9 gesunden Probanden (Ethikvoten EA1/160/09 und EA1/161/09, Charité Berlin) getestet und mit einer händischen Klassifikation verglichen (Vierfelder-Tafel). Es wurden insgesamt 1352 Schlucke aufgenommen. Die Probanden haben selbstständig gegessen und Speichel, Wasser, Joghurt sowie Brot geschluckt. Als Referenz sollten die Probanden jeden ihrer Schlucke mit einem Knopfdruck markieren. Anschließend wurden die Daten von Hand nachbearbeitet. Die Daten der Probanden 1-5 wurden zum Training des Klassifikators verwendet. Als Testdatensatz wurden die Daten der Probanden 6-9 ausgewählt.

### **3 Ergebnisse**

Die Auswahl der Täler mittels physiologischer Kriterien konnte 1324 (98%) Schlucke erkennen. Allerdings wurden auch 2843 Nicht-Schluck-Ereignisse ausgewählt. Nicht-Schluck-Ereignisse sind gefundene Täler in der BI, die nicht durch einen Schluck verursacht wurden. Anschließend konnte der Klassifikator mit den Trainingsdaten (751 Schlucke und 1417 Nicht-Slucke) trainiert werden. Die Klassifikationsergebnisse des Testdatensatz (573 Schlucke und 1426 Nicht-Slucke) waren 528 richtig erkannte Schlucke (Sensitivität = 92,1%) und 1116 richtig erkannte Nicht-Slucke (Spezifität = 78,3 %).

### **4 Zusammenfassung**

Die Ergebnisse sind vielversprechend, da bis jetzt kein exakteres technisches Verfahren bekannt ist. In weiteren Untersuchungen müssen größere Probanden- und Patientengruppen

untersucht werden. Die einzelnen im Algorithmus verwendeten Parameter müssen mit einer Sensitivitätsanalyse überprüft werden.

## Literatur

- [1] Nahrstaedt, H., Schauer, T., Seidl, R. O.: *Messsystem für eine Bioimpedanz-geregelte Schluckneuroprothese*, Biomed Tech 2010, 55(1):1-4, 2010
- [2] Kusuhara, T., Nakamura, T., Shirakawa, Y., Mori, K., Naomoto, Y., Yamamoto, Y.: *Impedance pharyngography to assess swallowing function*, J Int Med Res, 32(6):608-616, 2004
- [3] Bonato, P., D'Alessio, T., Knaflitz, M.: *A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 46(3):287-299, 1998
- [4] Keogh, E., Chu, S., Hart, D., Pazzani, M.: *An online algorithm for segmenting time series*, In Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining, 289-296, 2001
- [5] Lin, J., Keogh, E., Lonardi, S., Chiu, B.: *A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms*, In proceedings of the 8<sup>th</sup> ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery, 2003
- [6] Chang, C.-C., Lin, C.-J.: *LIBSVM : A library for support vector machines*, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>