



Seminario de Ingeniería Biomédica 2015
Núcleo de Ingeniería Biomédica
Facultades de Medicina e Ingeniería
UdelaR

Control de prótesis por señal EMG

Damián Vallejo

Monografía vinculada a la conferencia del Lic. Germán Pequera sobre "Procesamiento de señales biológicas" de 09/06/2015.

Email: vallejoyuridamian@gmail.com

Resumen. En esta monografía se presentan los componentes de un sistema de control basado en la medida de la señal de electromiografía (EMG). Se describe brevemente la función de cada uno de los bloques que componen el sistema y algunos de los métodos que se utilizan para lograr implementar dichas funciones. También se habla sobre las características generales y limitaciones del control por señal EMG y se menciona otra alternativa a la solución del problema de control de prótesis a partir de señales nerviosas.

1. Introducción

La mano es una de las herramientas más valiosas que los seres humanos poseemos. Es el actuador por excelencia sobre el entorno y una de las principales fuentes de información acerca del mismo. Verse privado de dichas funciones significa una gran desventaja para un individuo; por lo que buscar una manera de devolver estas funcionalidades a alguien que las ha perdido o que nunca las tuvo, es un tema de gran interés tanto clínico como académico. La mayoría de las prótesis de mano son meramente estéticas o con limitada funcionalidad; aunque ya existen en el mercado "manos mioeléctricas" [2], que a partir de las señales EMG obtenidas de las terminales nerviosas residuales controlan una prótesis-robot con varias funciones.

El poder estimular el sistema nervioso para brindar información sensorial al paciente también es un tema que está siendo investigado, pero no será tratado en esta monografía y no es resuelto por el control EMG; aunque cabe hacer énfasis en la importancia del mismo, ya que sin una realimentación hacia el sistema nervioso del paciente, la prótesis nunca va a sentirse natural; por lo que este es otro punto fundamental a tener en cuenta en el desarrollo de estos sistemas.

La EMG mide la actividad eléctrica producida por los músculos esqueléticos sobre la superficie de la piel, por lo que es un método no invasivo pero no permite el control de más de dos grados de libertad, generalmente uno para el agarre y otro para la muñeca [1].

Existe un proyecto de intercambio de información académica y resultados clínicos y de investigación a nivel europeo llamado SENIAM (Surface Electromyograph for Non Invasive Assessment of Muscles) [4] el cual da recomendaciones en cuanto los electrodos a usar, dónde situarlos, especificaciones acerca del pre amplificador y demás componentes del sistema que se mencionarán más adelante. Este proyecto busca de alguna manera estandarizar y divulgar las metodologías utilizadas en estos sistemas.

2. Hipótesis generales de trabajo

Se puede ver la señal EMG como una señal que está conformada por dos partes; el estado transitorio, que va del reposo a una contracción voluntaria y el estado estacionario, que se da al mantener el músculo contraído por un período de tiempo definido. En general, se asume que no hay información de interés en el valor instantáneo de la señal EMG y se utiliza el estado estacionario [1]-[3]. Hudgins et al. [4] fueron los primeros en considerar el contenido de la información del estado transitorio de la señal que viene con el inicio de la contracción. Se ha demostrado que este método posee una mayor capacidad de clasificación, pero la contrapartida es que las contracciones deben comenzar desde el reposo, lo que impide efectuar una secuencia de acciones coordinadas con múltiples grados de libertad. Es por eso que en general se ha optado por utilizar las características del estado estacionario de la señal.

3. Módulos que comprenden el sistema de control

Previo al sistema de control propiamente dicho, existe una instancia de evaluación del paciente, con el fin de maximizar la eficacia de la implementación del sistema. En primer lugar se evalúan las condiciones de la piel, tejido, rango de movimiento y se evalúa si existe la necesidad de soporte estático para diseñar la interfaz óptima para el paciente en cuestión. Es importante decidir esto previo al diseño dinámico, ya que éste es afectado por las características estáticas. Esta fase es distinta para cada paciente, dependiendo del grado de amputación y de la calidad de la señal obtenible.

Pasada la etapa antes mencionada se tiene la señal cruda, la cual es tratada según el diagrama de bloques mostrado en la Figura 1.

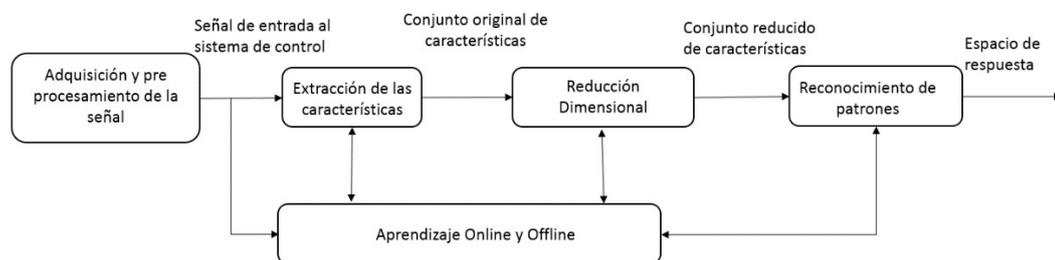


Figura 1 – Diagrama de bloques de un sistema de control de prótesis EMG. Adaptado de [1].

El primer módulo pre procesa la señal EMG para reducir errores debidos al ruido inherente a la medición y a su vez realzar componentes espectrales que son de interés por la información que contienen para el análisis de datos, además este módulo se encarga de detectar el inicio del movimiento. En la fase de extracción de las características, se procesa la señal para descartar los datos considerados irrelevantes y obtener los que se utilizarán eventualmente como variables de control. Dichas características están correlacionadas entre sí, por lo que existe redundancia en este conjunto. Es por eso que además hay una instancia de reducción dimensional, en donde se proyecta el conjunto original de características en un conjunto reducido con menor cantidad de elementos no correlacionados entre sí. Se consigue así reducir la exigencia sobre el sistema de clasificación. El conjunto reducido de características pasa luego al módulo de reconocimiento de patrones, el cual traduce a aquellas en comandos de movimiento definidos en el espacio de respuesta (e.g. ordena al mecanismo abrir la mano). El módulo de aprendizaje online y offline se utiliza para adaptar el dispositivo a las características variables en el tiempo de la señal EMG.

3.1 Adquisición y pre procesamiento de la señal

En la etapa de adquisición, pre amplificación y acondicionamiento de la señal, en líneas generales, se recomienda un filtrado pasa banda con frecuencias de corte 10 y 500 Hz, la inferior para filtrar errores debido al movimiento de la interfaz y la superior para filtrar ruido de la señal y del propio sistema de adquisición. El 95% de la energía de la señal está por debajo de los 400 Hz [1].

En el caso de que se utilice alimentación desde la red, puede incluirse un filtro notch en los 50 o 60 Hz, aunque esto no es recomendable ya que parte de la información necesaria se encuentra en esa banda de frecuencias, por lo que lo ideal es utilizar alimentación DC.

3.2 Extracción de las características

En esta etapa se obtiene el conjunto de características de la señal, tanto en tiempo como en frecuencia, que serán utilizadas para el control de la prótesis. En este punto la señal es digitalizada con el fin de explotar todo el poder computacional de los microprocesadores disponibles.

En el dominio del tiempo, algunas de las características recabadas son: Promedio del valor absoluto de la señal, promedio de la pendiente del valor absoluto, amplitud de Willison (cantidad de veces que la señal supera un determinado umbral), varianza, cruces por cero, cambios de signo en la pendiente y largo de la forma de onda. La varianza fue la característica que utilizó originalmente ya que está relacionada con el esfuerzo realizado por el músculo. Los elementos de este conjunto no son independientes entre sí, -por ejemplo si una señal tiene muchos cruces por cero, necesariamente tendrá muchos cambios en el signo de la derivada- lo que da una idea de que este conjunto es reducible sin pérdida de información. En el dominio de la frecuencia se utilizan el cociente entre mínima y máxima frecuencia y diferentes variaciones de la transformada de Fourier (STFT, WT, WPT).

3.3 Reducción dimensional

En esta parte del proceso se reduce el tamaño del conjunto de características con el fin de disminuir la exigencia sobre el bloque de reconocimiento de patrones. Hay dos enfoques principales, la proyección de las características y la selección de las características. El primero toma el conjunto de características y lo proyecta sobre un conjunto, generalmente menor, de características no correlacionadas. Para esto se utilizan métodos de proyección como lo es la descomposición en valores singulares, aunque también se pueden utilizar métodos no lineales como redes neuronales multi-capas [6]. La selección de características es un método más simple; elige el subconjunto más relevante de características, descartando las que influyan menos en la etapa de reconocimiento de patrones.

3.4 Reconocimiento de patrones

Esta es la etapa en la cual el conjunto de características reducidas es convertido a comandos a la prótesis. Hay diferentes técnicas de clasificación, entre ellas los clasificadores de patrones bayesianos, redes neuronales artificiales y lógica difusa. Los clasificadores bayesianos se basan en considerar el espacio de respuesta y el conjunto reducido de características como dos variables aleatorias, lo cual requiere estimar la densidad de probabilidad conjunta de dichas variables. De esta manera se elige el elemento del espacio de respuesta que minimice la probabilidad de error. La eficacia de este método depende fuertemente en el modelo utilizado para la densidad de probabilidad. Las redes neuronales artificiales tienen la ventaja de no tener que utilizar un modelo matemático de la señal, pero como contrapartida requieren un proceso de entrenamiento previo a su utilización.

3.5 Aprendizaje online y offline

Debido a la variabilidad en el tiempo de las características de la señal EMG obtenida, como por ejemplo la impedancia de la piel o la posición de los electrodos, los parámetros internos del sistema de control debe cambiar en el tiempo consecuentemente. El aprendizaje offline se basa en que el paciente aprenda a reproducir una o dos señales diferentes y se calibra el sistema de control a partir de las mismas. Pero las señales reales tienden a diferir cada vez más de las señales patrón, por lo que periódicamente es necesaria una intervención técnica para recalibrar el equipo. El ajuste online por otra parte, recalcula estos parámetros internos constantemente y no requiere recalibración.

4. Conclusiones

El control de prótesis a partir de la señal EMG es un proceso de implementación relativamente sencilla, ya que no requiere cirugía ni es invasivo, pero está limitado en la cantidad de grados de libertad que puede controlar. Se utilizan hipótesis bastante fuertes en cuanto a la cantidad de información que se desecha, lo cual da lugar a pensar que si no se desechara tal información o si el conjunto de características que se utiliza es distinto, se podrían obtener mejores resultados, en particular en lo que a cantidad de grados de libertad controlables se refiere.

Otro punto de interés es la sentencia de que un músculo debe partir del reposo para poder utilizar efectivamente el transitorio de la señal, si se pudiese subsanar esta limitación, se podrían controlar más grados de libertad.

Igualmente la principal carencia del control EMG es la falta de realimentación al sistema nervioso, la cual no es subsanada por los métodos actuales. Sería interesante investigar la posibilidad de estimular el sistema nervioso con el mismo grado de no invasividad que la medida EMG provee.

Existen métodos más invasivos, como la utilización de la señal electroneurográfica (ENG), que permiten no sólo un mayor número de grados de libertad, sino que un flujo de información bidireccional, ya que al estar el electrodo en contacto con el nervio, puede estimularlo además de medirlo.

5. Bibliografía

- [1] M. Zecca *et al.*, “Control of Multifunctional Prosthetic Hands by Processing the Electromyographic Signal”, *J. Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 30, no. 4-6, pp. 459-485, 2002.
- [2] Steeper Group, “La mano”, http://es.bebionic.com/the_hand
- [3] M. A. Oskoei y H. Hu, “Myoelectric control systems—A survey” *J. Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 2, no. 4, pp. 275-294, 2007.
- [4] B. Hudgins *et al.*, “A new Strategy for multifunction myoelectric control”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [5] SENIAM, <http://www.seniam.org/>
- [6] M. A. Kramer, “Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks”, *J. AICChE*, vol. 37, no. 2, 1991.