

Diseño de un sistema de rehabilitación para miembro superior en entorno de realidad virtual

Fabricio Muri, Celina Carbajal, Elisa Pérez, Hugo Fernández, Ana María Echenique, Natalia López[¶]

Gabinete de Tecnología Médica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de San Juan.

Recibido 30 de enero de 2013. Aprobado 28 de octubre de 2013

DESIGN OF A UPPER LIMB REHABILITATION SYSTEM IN VIRTUAL REALITY ENVIRONMENT

PROJETO DO SISTEMA DE REABILITAÇÃO DO MEMBRO SUPERIOR EM AMBIENTE DE REALIDADE VIRTUAL

Resumen — Este trabajo describe el diseño y desarrollo de un sistema capaz de adquirir señales electromiográficas de superficie, digitalizarlas y procesarlas en una computadora personal, para ser usadas como control de un objeto de realidad virtual que representa al miembro superior. La clasificación de la intencionalidad del usuario se realiza mediante la configuración y entrenamiento de una red neuronal artificial. Luego se presenta en tiempo real la animación en realidad virtual de los movimientos realizados por el miembro superior. Los resultados para los cuatro voluntarios estudiados, indican una tasa de clasificación positiva en promedio del 75% para cada uno de ellos..

Palabras Claves — Miembro superior, Rehabilitación, Electromiografía.

Abstract — This work presents the design and development of a six-channel system for acquisition and conditioning of electromyographic signals collected in the upper limb. The main objective of the work is to create a system that can be used as rehabilitation and training instrument for potential users of myoelectric prostheses. The software developed perform actions of feature extraction, classifier training and design of the mechanical model of the human arm, with the running movements of flexion, extension, pronation and supination of the forearm and the grasp in a reality environment virtual, providing rehabilitation therapy to different patients.

Keywords — Upper Extremity; Rehabilitation; Electromyography.

Sumário — Este trabalho apresenta a concepção e desenvolvimento de um sistema de seis canais para a aquisição e condicionamento de sinais eletromiográficos coletados no membro superior. O principal objetivo do trabalho é criar um sistema que pode ser utilizado como instrumento de reabilitação e treinamento para os potenciais utilizadores de prótese mioelétrica. O software desenvolvido executar ações de extração de características, o treinamento do classificador e design do modelo mecânico do braço humano, com os movimentos da corrida de flexão, extensão, pronação e supinação do antebraço e do alcance em um ambiente de realidade virtual, fornecendo terapia de reabilitação para diferentes pacientes.

Palavras-chave — Extremitade Superior; Reabilitação; Eletromiografia.

[¶] Dirección para correspondencia: nlopez@gateme.unsj.edu.ar

DOI: <http://dx.doi.org/10.14508/rbme.2013.7.14.81-89>

I. INTRODUCCIÓN

Las tecnologías de asistencia han surgido en los últimos años de manera de proveer dispositivos de rehabilitación para personas con simplemente diversos grados de alteraciones en la extremidad superior [1]. Hoy en día, la construcción de sistemas protésicos como extensiones de cualquier extremidad del cuerpo humano presenta grandes mejoras en características esenciales tales como: flexibilidad, estética, peso ligero y multifuncionalidad. Una de las herramientas que buscan mejorar la calidad de vida de las personas, son las tecnologías de asistencia o de rehabilitación, tales como los exoesqueletos. Un exoesqueleto es, básicamente una estructura para ser usada sobre el cuerpo humano a manera de prenda de vestir, tal como lo describe el término inglés ‘*wearable robots*’, que sirve como apoyo y se usa para asistir los movimientos y/o aumentar las capacidades del cuerpo humano. Estas estructuras se adaptan al cuerpo con sistemas inteligentes de procesamiento y sensado para la toma de decisiones, con el fin de realizar una tarea previamente definida.

Al mismo tiempo, se han desarrollado sistemas robóticos para la rehabilitación de las extremidades superiores, tal como el sistema MANUS, que tiene dos grados de libertad (GL) para el control activo de retroalimentación de fuerza, y con el cual se llevaron a cabo ensayos clínicos con resultados exitosos [2]. El dispositivo ARMIN [3], específicamente diseñado para la neuro rehabilitación, es un exoesqueleto con seis grados de libertad, en el cual se coloca al paciente en una silla de ruedas y el brazo está unido a la estructura para completar la secuencia de ejercicios. Permite un control de posición completo y preserva la biomecánica natural del codo y articulaciones de los hombros, asegurando la comodidad del paciente. ARMIN está equipado con sensores de fuerza y posición y tiene tres modos de funcionamiento: modo de terapia de movimiento, modo de terapia de juego y el modo de formación “Actividades de la Vida Diaria”, ADL por sus siglas en inglés. Un ejemplo comercial es el sistema Hand Tutor y Elbow Tutor [4], el cual evalúa y trata la flexión-extensión del codo y la pronación-supinación del antebrazo. Este sistema se basa en un aparato ortopédico con sensores de posición y velocidad, junto con un software específico de visualización. Este sistema es un sistema comercial de alto costo, y accesible sólo en su país de origen. También es importante citar el trabajo de Adamovich y colaboradores [5], donde presentan un sistema en realidad virtual que simula la flexión y extensión de los dedos de la mano, pero solo simulan en VR la mano. La ventaja que ofrecen los dispositivos VR frente a los exoesqueletos es que son de bajo costo, se pueden utilizar en el domicilio y

no necesitan asistencia permanente del fisioterapeuta. El sistema presentado en este trabajo, a diferencia de los dos anteriores, es una primera aproximación a una plataforma completa de rehabilitación de miembro superior, de bajo costo y controlada con una computadora personal, lo que le da versatilidad y posibilidad de control remoto por parte del profesional a cargo.

El desempeño exitoso de estos sistemas depende en gran medida de la interfaz con el usuario, la cual debe interpretar la intencionalidad del usuario y traducirla en comandos de control del dispositivo. Las interfaces más usadas para neuro-rehabilitación son las basadas en sensores de movimiento o inerciales, y en señales biológicas voluntarias. En este sentido, la ciencia y la ingeniería han realizado grandes avances en el área de procesamiento digital de señales biomédicas como las señales electromiográficas superficiales (sEMG) y sus aplicaciones en el control de dispositivos activos.

De esta manera este consiste en el diseño y desarrollo de un sistema que sea capaz de adquirir señales sEMG, y clasificarlas de acuerdo a la intencionalidad del usuario para luego elaborar una estrategia de control para simulación del miembro superior.

La electromiografía es una técnica que se define como la detección y análisis del electromiograma, es decir, del potencial eléctrico producido durante las contracciones musculares. Ésta permite comprender los comportamientos motores intencionales y automáticos. Las señales EMG pueden detectarse directamente, mediante la inserción de electrodos en el tejido muscular, o indirectamente, con electrodos de superficie colocados en zonas de la piel localizadas justo encima del tejido muscular (señales electromiográficas de superficie, sEMG)

Las señales sEMG registradas son usadas habitualmente como comandos de control para dispositivos de asistencia y prótesis, debido al amplio contenido de información que contienen acerca de la fuerza muscular ejercida, la intencionalidad del individuo y fatiga muscular entre otros.

Este trabajo tiene como objetivo principal el diseño de un sistema que sea capaz de adquirir señales sEMG, digitalizarlas y procesarlas en una computadora personal, para ser usadas como control de un objeto de realidad virtual que representa al miembro superior. Este sistema (hardware y software) constituye una herramienta de rehabilitación para personas con movilidad reducida en el miembro superior, el cual fue evaluado desde un punto de vista técnico y en la siguiente etapa se hará su evaluación clínica en pacientes que han sufrido un accidente cerebro vascular.

Como primer objetivo se realiza la adquisición de señales electromiográficas superficiales de los músculos del miembro superior de un grupo de voluntarios para la confección de una base de datos. Para esto se construyó una placa de amplificación y acondicionamiento de señales electromiográficas. Luego se desarrolló un software en el entorno de MatLab/Simulink® para la recepción, procesamiento y clasificación de las señales electromiográficas superficiales de múltiples canales. La clasificación de la intencionalidad del usuario se realiza mediante la configuración y entrenamiento de una red neuronal artificial (RNA). Se elaboró y programó una estrategia de control para el miembro superior mediante la simulación del mismo con una librería de Simulink® llamada SimMechanics®, todos bajo la plataforma MatLab®. Por último se presenta en tiempo real la animación en realidad virtual de los movimientos realizados por el miembro superior. La simulación en realidad virtual permitirá observar, experimentar y validar los resultados obtenidos. En una etapa futura se espera trasladar el esquema de control a un dispositivo de rehabilitación, como un exoesqueleto.

Los resultados son satisfactorios, ya que para los cuatro voluntarios estudiados, la tasa de clasificación positiva es en promedio del 75% para cada uno de ellos. Se considera que esta tasa es aceptable, ya que el protocolo empleado incluye transiciones entre movimientos y el control se realiza de manera continua, considerando las transiciones entre distintos movimientos, lo cual es la situación más desfavorable para el procesamiento de señales sEMG.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Diseño de la Placa de Adquisición

La Fig. 1 proporciona una visión de los bloques constitutivos del circuito de adquisición y acondicionamiento

que permitirá cuantificar la información contenida en las señales sEMG y separarlas de cualquier ruido.

La señal sEMG es captada por electrodos descartables de tipo superficiales (Ag-AgCl) que se conectan al equipo mediante cables mallados. Para su detección se utilizó amplificación diferencial con alta impedancia de entrada, obtenida con un amplificador de instrumentación integrado (INA 129 de Texas Instruments® [6]). La configuración de este amplificador permite obtener 1010Ω de impedancia de entrada y 120 dB para la Relación de Rechazo del Modo común (RRMC). La ganancia se programa mediante una única resistencia externa, obteniéndose un valor teórico de 1052 y verificando una ganancia empírica de 950. En esta etapa de amplificación, para mantener el voltaje de salida en valores del orden de los μV cuando en la entrada no hay señal, se realiza una compensación de la tensión de offset para extraer las señales de corriente alterna, y rechazar señales comunes a ambas entradas y de corriente continua. Para esta aplicación se utilizó un filtro activo pasa-alto con frecuencia de corte a -3 dB de 0,1 Hz, mediante un amplificador TL072 de Texas Instruments® como elemento activo, cuya salida se conecta al pin de referencia del amplificador.

A continuación se implementó una etapa de optoaislación entre la persona y los dispositivos conectados a la tensión de línea, alimentando el circuito aislado con dos fuentes de 9 Volts. Para la realización de este circuito se usaron dos amplificadores operacionales LM741 y dos optoacopladores integrados de la serie 4N35 según la configuración descrita en la Fig. 2. Este circuito proporciona ganancia unitaria, amplio ancho de banda, pero requiere de linealización ya que la optoaislación incorpora no linealidades al sistema. El acondicionamiento posterior de las señales sEMG comprende una etapa de filtrado activo, con un filtro pasa-banda con frecuencia de corte inferior (fci) a 10Hz y frecuencia de corte superior (fcs) en 500 Hz, con coeficientes de Butterworth. El diagrama circuital completo de un canal de adquisición se presenta en la Figura 2.

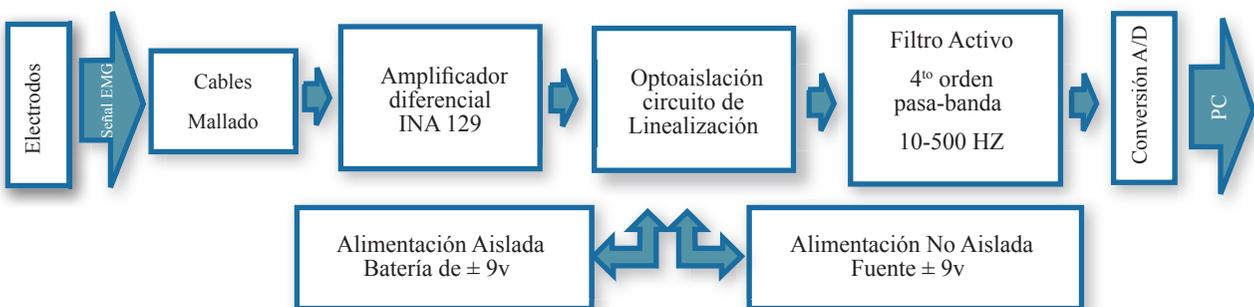


Fig. 1. Esquema del Sistema diseñado.

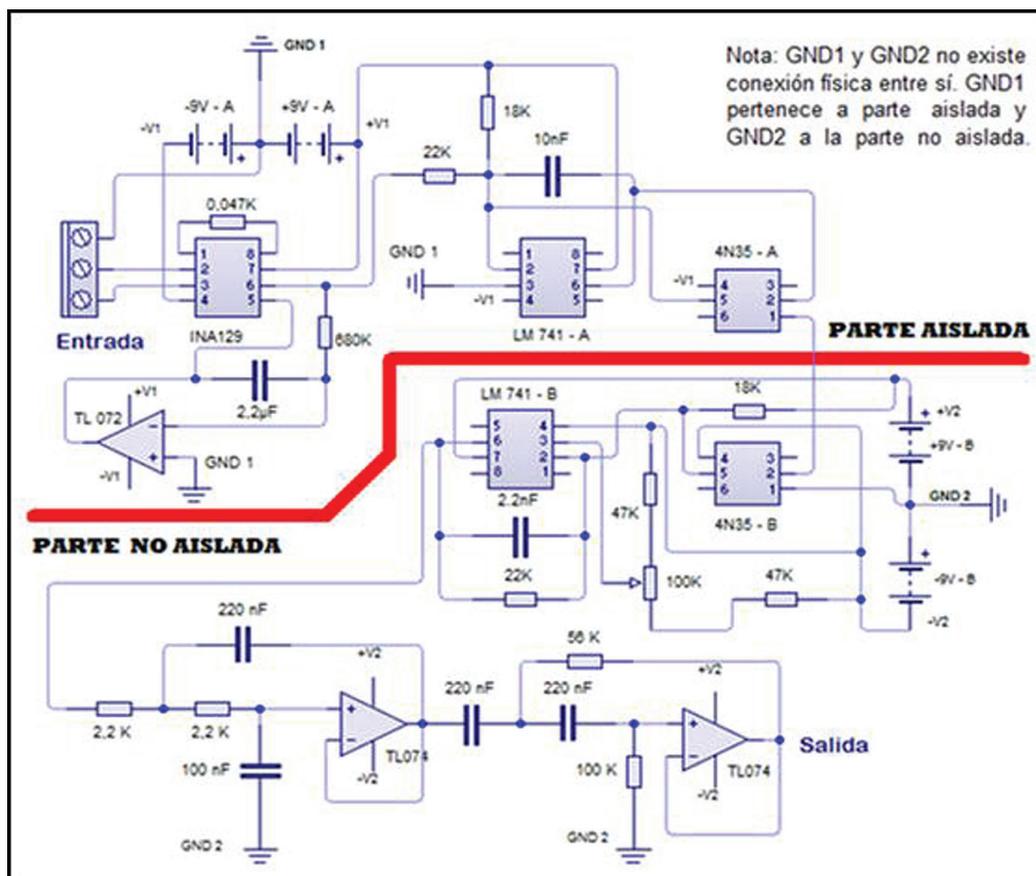


Fig. 2: Diagrama circuital correspondiente a un canal de la placa de adquisición.

El montaje de la placa se diseñó con 6 canales de adquisición. Se utilizaron 4 para la clasificación de los movimientos, dejando la posibilidad de adquirir señales sEMG simultáneas de otros músculos para otros propósitos.

Para la conversión analógico/digital se utilizó la placa PCI 6024-E de National Instruments®, la cual se comunica con los circuitos de acondicionamiento a través del kit de desarrollo SC-2075 del mismo fabricante [7].

2.2 Confección de la Base de Datos.

La base de datos se confeccionó con el registro de señales, provenientes de los músculos bíceps braquial, tríceps braquial, radiobraquial y pronador redondo, durante movimientos de flexión, extensión, pronación y supinación del antebrazo, y prensión de la mano, intercalando cada uno de ellos con un breve período de reposo. Cuatro voluntarios participaron en el estudio (3 hombres, 1 mujer), con una media (\pm desviación estándar) de 27 ± 3 años. Todos los sujetos se encontraban en un excelente estado de salud, sin antecedentes de debilidad

muscular, enfermedad neurológica o alguna terapia farmacológica. El experimento fue aprobado por el comité de ética local y cada voluntario otorgó su consentimiento informado por escrito de acuerdo con las normativas locales vigentes. Al término de cada experimentación, se realizó una encuesta a cada voluntario para poder calificar el desempeño del sistema. Se calificaron características importantes como controlabilidad, comodidad, necesidad de entrenamiento, velocidad de respuesta a las órdenes del usuario, entre otras características que, bajo nuestro punto de vista, pueden ser las principales ventajas con respecto a dispositivos similares. Se colocaron electrodos adhesivos descartables sobre los músculos nombrados, en el brazo (región anterior para bíceps y posterior para tríceps) y en la porción proximal del antebrazo, por debajo de la articulación del codo para radiobraquial y pronador. En la Figura 7 se presenta el sistema completo, y puede visualizarse la posición de los electrodos.

Los primeros movimientos se realizaron con carga, utilizando una mancuerna de 1.5 kg. La prensión se realizó con una pelota de goma para estandarizar el movimiento que realizarán los voluntarios. Se elaboró un video que indica el momento para realizar cada movimiento, lo cual

asegura la ejecución de tareas en el tiempo programado. Se adquirieron 2 series completas de movimientos por cada sesión, y cada voluntario completó 4 sesiones, haciendo un descanso de diez minutos entre cada sesión para evitar los efectos generados por la fatiga muscular en las medidas.

Los datos obtenidos se dividieron para usarlos en el entrenamiento del clasificador y para la validación del mismo. Se registraron también secuencias de movimientos aleatorias para verificar los algoritmos de clasificación desarrollados.

Para verificar la calidad de la información sEMG y así poder realizar una estimación fiable de parámetros, se calculó la relación señal a ruido (SNR) de los datos obtenidos según Ecuación (1). En esta ecuación $V_{señal}$ representa amplitud de la señal de interés rectificada en Voltios, y V_{ruido} representa la amplitud del ruido rectificado en Voltios, obtenidas identificando los períodos anterior y posterior al comienzo de la contracción muscular, respectivamente.

$$SNR = 20 * \frac{\log V_{señal}}{V_{ruido}} \quad (1)$$

Se obtuvieron valores promedio de 15dB, lo cual es aceptable y suficiente para obtener porcentajes de clasificación satisfactorios.

2.3 Procesamiento, Extracción de Referencias y Simulación del Miembro Superior.

Todo el procesamiento digital se realizó con el programa Matlab/Simulink®. La frecuencia de muestreo se estableció en 1KHz, respetando el Teorema de Nyquist para evitar el *aliasing*. Aún después del filtrado analógico las señales presentan componentes de ruido (especialmente el ruido de línea de 50Hz) y éste debe ser eliminado totalmente a los efectos de control, ya que produce un valor erróneo de referencia que se traduce en un movimiento de deriva debido a la naturaleza acumulativa de los algoritmos de procesamiento usados. Para evitar este problema, y enfocados en el objetivo de control, se implementó un filtro digital Notch con frecuencia de corte en 50Hz, ver Fig. 3.

Los registros se segmentaron en ventanas disjuntas de 50 ms (N muestras), para luego aplicar a cada segmento las técnicas de procesamiento y extracción de características descriptivas de la señal. El tamaño de la ventana se determinó considerando que longitudes mayores de muestras impondrán mayor tiempo de

procesamiento y en consecuencia mayor retardo en la respuesta de la visualización.

Los descriptores de señal utilizados se seleccionaron teniendo en cuenta el tiempo de cálculo que insumen, a fin de permitir su ejecución dentro de un lazo de control. Además se eligieron aquellos descriptores que mejor representan la fuerza muscular desarrollada durante la contracción. Estos son (2), (3), (4) y (5):

$$\text{Energía: } E = a \sum_{i=1}^N X_i \quad (2)$$

$$\text{Integral del Valor Absoluto: } LAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (3)$$

$$\text{Amplitud de Willison: } WAMP = \sum_{i=1}^N f(|x_i - x_{i-1}|) \quad (4)$$

Donde $f(x)$ vale 1 si $x > \epsilon$, o x de otra manera.

$$\text{WaveformLength: } WL = \sum_{i=1}^N |\Delta x_i| \quad (5)$$

Donde $\Delta x_i = x_i - x_{i-1}$

La Fig. 4 muestra el vector de características resultante, apto para la elaboración de una referencia de control.

El método escogido para la clasificación de señales sEMG es Redes Neuronales Artificiales (RNA). La topología de la RNA debe contener algunas capas ocultas para solucionar problemas que no son separables linealmente, por lo que se implementó una red de 3 capas ocultas con 16, 12 y 8 neuronas en cada una y 6 neuronas en la capa de salida. El algoritmo de aprendizaje que usa esta configuración es el algoritmo de Levenberg - Marquardt (LM), que es una variante del algoritmo de backpropagation (BP) y se caracteriza por su convergencia más rápida con respecto al BP, su robustez y por presentar los mejores resultados en la clasificación. Cabe aclarar que la configuración por defecto del Toolbox de Matlab® usado utiliza el 60% del vector de características para el entrenamiento de la RNA, el 20% para validación y el otro 20% para pruebas [10]. Una vez que la RNA es entrenada, se prueba con las sesiones de validación para obtener la tasa de acierto para los distintos voluntarios, lo cual se evaluará en la siguiente sección. En la Fig. 5 se muestran los vectores de entrenamiento de la RNA.

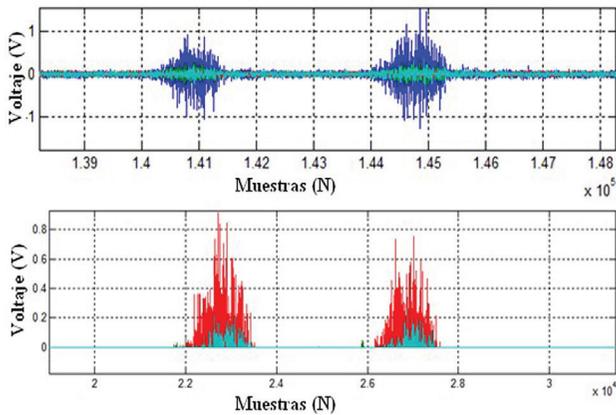


Fig. 3. Señales sEMG filtrada y sin ruido de base

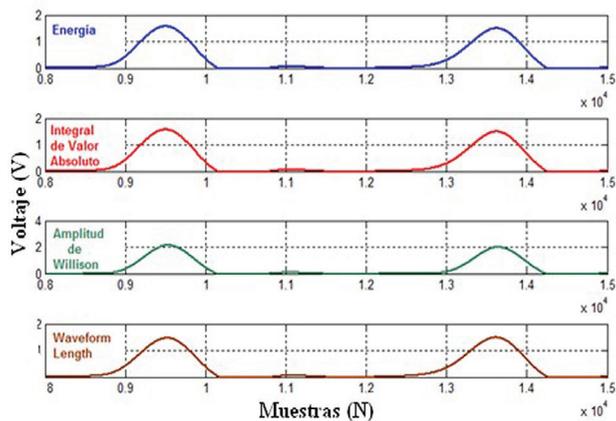


Fig. 4. Vector de características derivado de la señal de la Fig.3

Finalmente se realizó el modelado del miembro superior (MS) mediante la herramienta SimMechanics de MatLab®, representado mediante cuerpos cilíndricos y esféricos, semejantes al MS humano. Para modelar y simular un sistema mecánico, primero es necesario especificar las propiedades de los cuerpos como la masa, el momento de inercia, los grados de libertad y

los ejes de coordenadas sobre los cuales actuarán los cuerpos. Posteriormente se colocarán sensores que medirán las fuerzas y movimientos de los cuerpos, así como actuadores y elementos de fuerza que generarán el movimiento del brazo. Los parámetros inerciales, masa y centro de gravedad, se calcularon para un individuo promedio de acuerdo a valores porcentuales tabulados [8]. Se especificó también momento de inercia (de cilindros y esferas), grados de libertad y ejes de coordenadas sobre los cuales actuarán los cuerpos. Para realizar el diagrama de bloques completo, se ha tomado a la articulación del codo, extremo proximal del cilindro ‘antebrazo’, como referencia para las demás partes del cuerpo. El extremo proximal del antebrazo constituye un punto fijo en el espacio, y sirve de referencia para las articulaciones y cuerpos en movimiento. El modelo completo consiste de 4 segmentos o cuerpos principales que representan al antebrazo, mano, y para la construcción de los dedos se especificaron solamente las falanges proximales y distales. En estos cuerpos se introducen parámetros tales como la masa, matriz de momento de inercia, posición y orientación del centro de gravedad (CG) y los puntos de conexión mecánica (CS1 y CS2). Cada cuerpo se encuentra unido o enlazado por medio de articulaciones, las cuales representan los grados de libertad que un cuerpo o segmento puede tener con respecto a otro. Luego se añaden sensores que permiten monitorizar y medir el movimiento de un cuerpo o de una articulación, fuerzas y torques. También se colocan actuadores para suministrar fuerzas, torques o movimientos a los cuerpos y articulaciones.

Por último, se diseñó un sistema de control PID para traducir las señales provenientes del clasificador en movimientos hacia los actuadores que emulan el comportamiento del MS.

El entorno virtual se describe en lenguaje VRML (Virtual Reality Modeling Language), mediante la herramienta V-RealmBuilder® [9], la cual se conecta

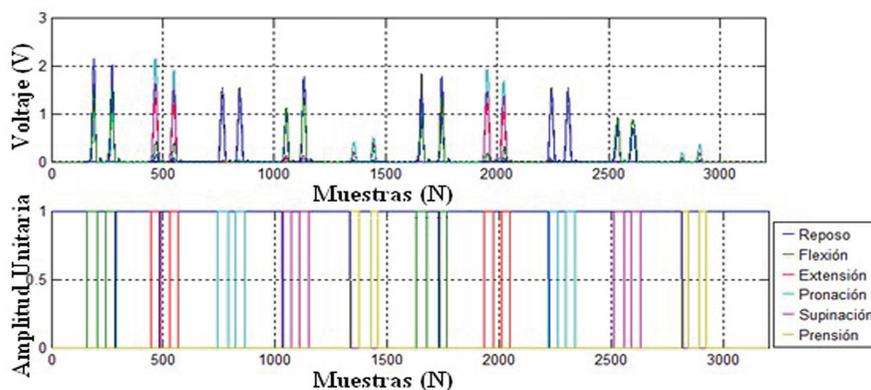


Fig. 5. Arriba: vector de características correspondiente a 4 canales de adquisición. Abajo: vector de salida correspondiente a las clases de movimientos.

con el modelo en Simulink® por medio de Virtual RealityToolbox (Simulink 3D Animation®).

Un parámetro importante de configurar es el tiempo de muestreo, el cual se fija por la conversión analógico/digital en 0,001 ms. En cada tiempo de muestreo debe crearse un nuevo entorno de realidad virtual, lo que ocasiona un gran costo computacional y no permite la simulación en tiempo real. Por esta razón se fijó el tiempo de muestreo de la realidad virtual en 200 ms, lo cual es suficiente para que el usuario no perciba tiempos muertos de control.

En la Fig. 6 se muestra el modelo en el cual se simulan online los movimientos realizados por los voluntarios.

III. RESULTADOS

La validación se hizo fuera de línea (offline) con los datos destinados a tal fin. La Tabla 1 muestra el porcentaje de clasificación positivo promedio (PCPP) por voluntario, calculado mediante la relación entre el número de aciertos en movimientos y el número total de movimientos. Se define como aciertos a la clasificación correcta de cada uno de los movimientos indicados y el reposo.

Tabla 1. PCPP considerando E, IAV, WAMP y WL

	Voluntario 1	Voluntario 2	Voluntario 3	Voluntario 4
PCPP[%]	69,75	92,5	72,75	82,5

Con el fin de reducir los tiempos de cálculo se repitieron las tareas de clasificación para cada una de las características descriptivas y sus combinaciones. A modo de ejemplo la Tabla 2 expone el efecto que se produce sobre el PCPP cuando se extrae de la señal las características WAMP e IAV.

Tabla 2. PCPP considerando WAMP e IAV

	Voluntario 1	Voluntario 2	Voluntario 3	Voluntario 4
PCPP[%]	49,5	93,75	56	76,25

La Tabla 3 muestra el efecto que se produce sobre el PCPP cuando calcula solamente la WAMP.

Tabla 3. PCPP considerando WAMP

	Voluntario 1	Voluntario 2	Voluntario 3	Voluntario 4
PCPP[%]	31,25	84,5	50,25	70,75



Fig. 6. Modelo virtual representando los seis movimientos clasificados.

Por otro lado se evaluó el desempeño del sistema (usando Energía, WAMP, IAV y WL) frente a cada tipo de movimiento, encontrando que la extensión se clasifica más exitosamente (resaltado en verde) y se debe a que durante la ejecución del mismo, el patrón de señal más significativo proviene solamente del tríceps. Por el contrario el movimiento con menor tasa de clasificación exitosa es la prensión (resaltado en rojo). En este caso se debe a que se presenta actividad mioeléctrica importante en todos los canales, dificultando la clasificación. La Tabla 4 expone esta situación.

Tabla 4. Porcentaje de clasificaciones exitosas respecto del total de movimientos efectuados.

Movimiento	%
Reposo	89
Flexión	72
Extensión	93
Pronación	58
Supinación	72
Prensión	38

El modelo virtual se ensayó en línea con todos los voluntarios, encontrando buen desempeño y aceptación. Los usuarios no informaron vacíos de controlabilidad (ver Tabla 5), aun cuando el sistema no es capaz de identificar correctamente el estado de prensión en todas las ocasiones. Para ver una sesión experimental, por favor visite el link [11].

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIÓN

Analizando los resultados presentados, se observa:

- En la Tabla 1, una variabilidad del PCPP desde 69,75%, hasta más del 92%, atribuido a que las señales sEMG difieren por diferentes causas tales como la ubicación de los electrodos, la disposición, el tono muscular y la fisiología de cada individuo, entre otros motivos.

- En la Tabla 2, el PCPP del voluntario 2, aumentó ligeramente el promedio, mientras que el resto sufrió una moderada disminución. La razón es que se ha elegido el conjunto de características óptimo (WAMP e IAV) para

este voluntario en particular, permitiendo maximizar la separación entre las clases de movimiento.

- En la Tabla 3 se aprecia una disminución considerable del promedio, para todos los usuarios, aun cuando los voluntarios 2 y 4, clasifican dentro del rango de valores aceptados.

De lo expuesto se concluye que la eficiencia y el buen desempeño de los clasificadores de señales sEMG, depende en gran medida de la extracción de características y la reducción de dimensionalidad, más que del clasificador en sí mismo.

Con respecto a la percepción subjetiva del usuario en la Tabla 5 se observa que los usuarios no informaron vacíos de controlabilidad, aun cuando el sistema no es capaz de identificar correctamente el estado de prensión en todas las ocasiones.

De acuerdo al análisis de los resultados, se concluye que el sistema propuesto constituye una etapa inicial en el desarrollo de un dispositivo de rehabilitación y entrenamiento, adecuado debido a su portabilidad, peso ligero y acondicionamiento de señal embebido. Los algoritmos y modelos desarrollados en MatLab® tiene el potencial de ser compilado como software ejecutable, y utilizarse en cualquier ordenador personal o dispositivos similares. El objetivo de este trabajo se llevó a cabo en forma satisfactoria y los usuarios demostraron aceptación.

Las diferentes etapas de procesamiento de señal (pre-procesamiento, extracción de características y clasificación) proporcionan una señal de control que se utiliza en los actuadores del modelo virtual. En los resultados presentados se demostró que el uso de un vector de características, que consiste en Energía, IAV, WAMP y WL, genera los mejores resultados en el proceso de clasificación. El uso de RNA es una de las mejores alternativas para la clasificación de la señal sEMG, por su capacidad de aprender y resolver problemas que no son linealmente separables, lo cual permitió obtener tasas de clasificación superiores al 70%. El modelo virtual de la extremidad superior fue construido con SimMechanics®, proporcionando un entorno de realidad virtual en el que es posible llevar a cabo experimentos en línea y comprobar los resultados obtenidos previamente, fuera de línea.

Tabla 5. Percepción y aceptación del usuario

Voluntarios	1	2	3	4
¿Sintió algún tipo de fatiga?	No	No	No	No
¿Sintió que realmente controlaba el objeto de RV?	Sí	Sí	Sí	Sí
¿Cree que necesita más entrenamiento?	No	No	Sí	Sí
¿El diseño del dispositivo es cómodo?	Sí	Sí	Sí	Sí
¿Existe un retardo de tiempo?	Un poco	No	No	Un poco



Fig. 7. Sistema completo durante una sesión experimental

Se propone el uso de este sistema como simulador de exoesqueletos, en terapias de rehabilitación de la extremidad superior y también como etapa de entrenamiento para potenciales usuarios de prótesis mioeléctricas. Trabajos futuros incluyen el uso de microcontroladores, sensado de movimientos con sensores inerciales, la inclusión de las tareas programadas en el entorno de realidad virtual y la simulación del hombro, con el fin de añadir más grados de libertad para el modelo. Además, el sistema está actualmente siendo probado por personas con dificultades, déficits y/o limitaciones de la actividad muscular de extremidad superior para la evaluación de su desempeño.

Este trabajo es una versión ampliada del presentado en forma reducida en las Jornadas Chilenas de Ingeniería Biomédica [12].

REFERENCIAS

- [1]. Zecca M., Micera S., Carozza M.C., Dario P. Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, Begell House, 2002.
- [2]. Krebs H.I., Volpe B.T., Aisen M.L., Hogan N. Increasing productivity and quality of care: robot-aided neuro-rehabilitation. *Journal of Rehabilitation Research and Development*. 2000 Nov-Dec;37(6):639-52. 2000.
- [3]. Mihelj M., Nef T., Riener R.A RMin – Toward a Six DoF Upper Limb Rehabilitation Robot. *IEEE International Conference on Birobotics and Biomechatronics*, Pisa, Italy, February 2006.
- [4]. Carmeli, E., Peleg, S., Bartur, G., Elbo, E., Vatine, J.-J. HandTutor™ enhanced hand rehabilitation after stroke — a pilot study. *Physiother. Res. Int.*, 16: 191–200, 2011. doi: 10.1002/pri.485
- [5]. Adamovich S., Merians A., Boian R., Tremaine M., Burdea G., Recce M., Poizner H. A Virtual Reality Based Exercise System for Hand Rehabilitation Post-Stroke. *Presence, Special Issue on Virtual Rehabilitation*, Vol.14, No.2, April 2005.
- [6]. Morrow K., Docan C., Burdea G., Merians A. Low-cost Virtual Rehabilitation of the Hand for Patients Post-Stroke. *Proceedings International Workshop on Virtual Rehabilitation*, August, New York, NY, 2006.
- [7]. Texas Instruments, Datasheet INA128 INA129. Consultado el 18 de noviembre de 2013. Disponible en: <http://www.datasheetcatalog.org/datasheet/texasinstruments/ina129.pdf>.
- [8]. Texas Instruments, Low-Cost E Series Multifunction DAQ. Consultado el 18 de noviembre de 2013. Disponible en: http://www.ti.com/pdf/products/us/4daqsc202-204_ETC_212-213.pdf.
- [9]. Merletti R, Botter A, Cescon C, Minetto MA, Vieira TM. Advances in surface EMG: recent progress in clinical research applications. *Crit Rev Biomed Eng.* 38(4):347-79. 2000.
- [10]. V-Realm™ Builder. User's Guide and Reference. MatLab Toolbox, Ligos Corporation, 1996-1997, 110. Consultado el 18 de noviembre de 2013. Disponible en: http://metalab.uniten.edu.my/~farrukh/vrml/user_guide.pdf.
- [11]. Neural Networks MatLab Toolbox. MatLab®, Mathworks. Consultado el 18 de noviembre de 2013. Disponible en: <http://www.mathworks.com/products/datasheets/pdf/neural-network-toolbox.pdf>.
- [12]. Muri F. Sistema de rehabilitación para MS con realidad virtual. Disponible en: http://www.youtube.com/watch?v=bGsZUq_8mYA
- [13]. Muri F, Carbajal C, Fernández H, Echenique A.M., López N.M. Sistema de Rehabilitación para Miembro Superior en Entorno de Realidad Virtual. *Terceras Jornadas Chilenas de Ingeniería Biomédica JCIB2012*, Septiembre, 2012, Viña del Mar, Chile.