

Modelo no paramétrico por redes LSTM del reflejo vestibulo-ocular en respuesta a aceleraciones inducidas

A. A. Macias-Hernandez¹, D. F. Orozco-Granados¹, I. Chairez^{1,2,*}

¹Ingeniería Biomédica, Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Guadalajara, México

²Unidad Profesional Interdisciplinaria de Biotecnología, Instituto Politécnico Nacional, México.

*isaac.chairez@tec.mx

Abstract— The following work introduces a non-parametric, long-short term memory (LSTM) neural network model to represent the vestibulo-ocular reflex in response to induced accelerations. This study includes the development of a device to obtain the data required to train the model including inertial measurement units and electrocolograph (EOG) sensors. The model seeks to mimic the biological response of the vestibular apparatus and nuclei through the obtention of accelerometer and gyroscope data while attempting to track a reference set by the EOG measurements in the training process of the LSTM identifier. The implementation of learning laws that guarantee the modeling error is converging the origin justifies the implementation of LSTMs as artificial models of the vestibulo-ocular reflexes. The modeling results show a short convergence time and a low mean squared error obtained after a cycle of measuring analysis, thus showing that the model can successfully track the proposed EOG reference and can be used to assess the response of people in induced acceleration conditions such as flying simulation, vestibular rehabilitation and some other.

Palabras clave—Long short term memory, modelo no paramétrico, redes neuronales recurrentes, reflejo vestibulo-ocular.

I. INTRODUCCIÓN

El sistema vestibular es un conjunto de órganos especializados capaces de transducir la aceleración lineal y velocidad angular a la que se somete la cabeza. La información que se obtiene a través de estos órganos viaja a través de una vía sensitiva hasta llegar a los núcleos vestibulares, donde se produce el reflejo vestibulo-ocular (RVO), el cual suscita una respuesta motora en los músculos oculares externos para ajustar la visión ante la rotación y traslación cefálica, con el fin de estabilizar la mirada [1].

Existen algunos modelos dentro del estado del arte, [1-3] que describen al RVO de forma paramétrica y con un enfoque de modelado matemático clásico basado en la teoría de sistemas tanto lineales como no lineales. Por otro lado, hay modelos que usan esquemas no paramétricos como las redes neuronales, los cuales se asemejan de mejor forma a la respuesta de las neuronas que forman parte del circuito biológico que produce el RVO [4].

Las redes neuronales recurrentes, en específico las LSTM se posicionan como una arquitectura eficiente para hacer regresión no lineal y clasificación de patrones dependientes de tiempo, gracias a su capacidad para guardar y discriminar información de eventos pasados en corto y largo plazo [4].

El propósito de este trabajo es utilizar las ventajas de las redes LSTM para la regresión de señales dependientes del

tiempo no estacionarias, con el objetivo de obtener un modelo del RVO que pueda representar la respuesta motora de los músculos oculares externos. Para ello, es necesario integrar un dispositivo capaz de medir la aceleración lineal y velocidad angular a la que se somete la cabeza con respecto al resto del cuerpo, así como el potencial eléctrico generado por el movimiento ocular, con el entrenamiento de la red LSTM. Existen dispositivos que son capaces de seguir el movimiento de los ojos a través de video [5], y se han usado sistemas que integran el seguimiento de los ojos con el movimiento de la cabeza para evaluar el sistema vestibular [6]. Si bien esta clase de sensores para el seguimiento ocular tienen un buen desempeño para medir el desplazamiento angular, fallan al detectar los movimientos sacádicos, los cuales son movimientos de alta frecuencia de los ojos para reorientar la mirada en el espacio de forma rápida [7]. El acercamiento de este trabajo al modelado del reflejo vestibulo-ocular permite conservar características de la respuesta oculomotora que pueden ser únicamente detectadas por medio de EOG, como los movimientos sacádicos, además de obtener un modelo que permite representar la respuesta dinámica de las neuronas responsables de suscitar el reflejo vestibulo-ocular.

II. METODOLOGÍA

A. Diseño de las leyes paramétricas de ajuste para la LSTM propuesta

En lugar de utilizar el algoritmo de *backpropagation through time* para el entrenamiento de la red, se utilizaron leyes de ajuste propuestas por Guarneros-Sandoval *et al.* [8]. Estas leyes de ajuste se basan en la teoría de Lyapunov y aseguran la estabilidad y convergencia de o estados de la LSTM a las trayectorias del EOG. La estructura de la red LSTM es la siguiente

$$\hat{y}(k+1) = A\hat{y}(k) + W_s(k+1)(\tanh_1(s(k+1))) \odot q(k+1)$$

$$s(k+1) = f(k+1) \odot s(k) + g(k+1) \odot \tanh_2(\psi_{2,s})$$

$$g(k+1) = \sigma_g(V_g(k+1)u(k) + W_g(k+1)\hat{y}(k) + b_g)$$

$$q(k+1) = \sigma_q(V_q(k+1)u(k) + W_q(k+1)\hat{y}(k) + b_q)$$

$$f(k+1) = \sigma_f(V_f(k+1)u(k) + W_f(k+1)\hat{y}(k) + b_f)$$

donde $\psi_{2,s} = V_{in}(k+1)u(k) + W_{in}(k+1)\hat{y}(k) + b_{in}$. $W_s, W_g, W_q, W_f, W_{in}, V_g, V_q, V_f, V_{in}$ son los pesos que se actualizan. σ y \tanh son funciones de activación sigmoide y tangente hiperbólica, respectivamente y k es la variable que

representa al tiempo discreto. Las leyes implementadas en Matlab se describen en las ecuaciones siguientes:

$$\begin{aligned} \delta(k-1) &= y_m(k-1) - y(k-1) \\ W_q'(k) &= W_q'(k-1) (k_4 - 4\Gamma_q' \alpha_q P \Gamma_q) \times (k_4 + 4\Gamma_q' \alpha_q P \Gamma_q)^{-1} \\ V_q'(k) &= V_q'(k-1) (k_9 - 4\Phi_q' \alpha_q P \Phi_q) \times (k_9 + 4\Phi_q' \alpha_q P \Phi_q)^{-1} \\ W_f'(k) &= W_f'(k-1) (k_3 - 4\Gamma_f' \alpha_f P \Gamma_f) \times (k_3 + 4\Gamma_f' \alpha_f P \Gamma_f)^{-1} \\ V_f'(k) &= V_f'(k-1) (k_8 - 4\Phi_f' \alpha_f P \Phi_f) \times (k_8 + 4\Phi_f' \alpha_f P \Phi_f)^{-1} \\ W_{in}'(k) &= W_{in}'(k-1) (k_1 - 4\Gamma_{in}' \alpha_H P \Gamma_{in}) \times (k_1 + 4\Gamma_{in}' \alpha_H P \Gamma_{in})^{-1} \\ V_{in}'(k) &= V_{in}'(k-1) (k_6 - 4\Phi_{in}' \alpha_H P \Phi_{in}) \times (k_6 + 4\Phi_{in}' \alpha_H P \Phi_{in})^{-1} \\ W_s'(k) &= W_s'(k-1) (k_5 I_p - 4\alpha_+ \Gamma_s (\Gamma_s)') \times (k_5 I_p + 4\alpha_+ \Gamma_s (\Gamma_s)')^{-1} + PA\Delta(k) (\Gamma_s)' (k_5 I_p + 4\alpha_+ \Gamma_s (\Gamma_s)')^{-1} \\ \Gamma_s &= q(k+1) \odot \tanh_1(s(k+1)), \Gamma_q = D\sigma_q Y(k) \\ \Phi_q &= D\sigma_q U(k), \Gamma_f = \text{diag}(D_H(q(k+1))) D\sigma_f Y(k) \\ \Phi_f &= \text{diag}(D_H(q(k+1))) D\sigma_f U(k) \\ \Gamma_{in} &= \text{diag}(D_H(q(k+1))) D_{H2} Y(k) \\ \Phi_{in} &= \text{diag}(D_H(q(k+1))) D_{H2} U(k) \\ \Gamma_g &= \text{diag}(D_H(\tanh_2(k+1) \odot q(k+1))) D\sigma_g Y(k) \\ \Phi_g &= \text{diag}(D_H(\tanh_2(k+1) \odot q(k+1))) D\sigma_g U(k) \end{aligned}$$

Donde W_s es la matriz de pesos asociados a la salida de la red, W_{in} , W_f , W_g , y W_q son las matrices asociadas al paso anterior de la LSTM.

B. Diseño de la Unidad de Medición Inercial

Para medir la aceleración y velocidad angular de la cabeza y cuello en relación con diferentes movimientos se instalaron dos sensores de tipo IMU (Inertial Measurement Unit por su definición en inglés) que fueron caracterizados e implementados como se muestra en la figura 1, donde la salida de las señales diferenciales entre la cabeza (IMU_H) y el pecho (IMU_{CH}) se enviaron por protocolo I_2C a la tarjeta de captura de datos, y los valores de aceleración lineal y angular se nombraron con una a y ω respectivamente. Los rangos de medición para la aceleración lineal se encontraron entre $\pm 2g$ y para la velocidad angular ± 250 °/s. Este sistema permitió diferenciar la información de la velocidad angular de la cabeza sin tomar en cuenta la interferencia del movimiento del torso del sujeto bajo estudio.

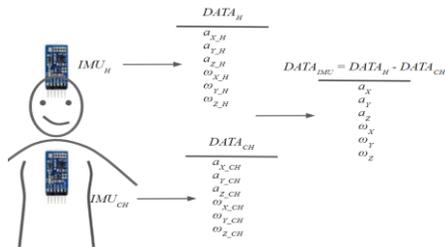


Fig. 1. Modelo con el posicionamiento de los sensores IMU así como la nomenclatura de los datos de salida. Los utilizados para la red LSTM corresponden al diferencial en $DATA_{IMU}$

El diseño de CAD para el dispositivo de colocación de las IMUs así como de la tarjeta Arduino se puede apreciar en la figura 2.

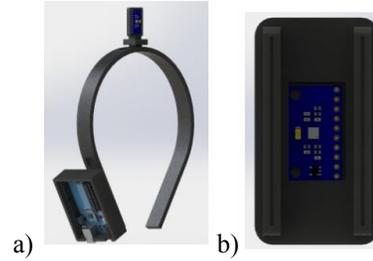


Fig. 2 a) Renderizado de la diadema diseñada para sostener la tarjeta Arduino y el sensor IMU de la cabeza. b) Renderizado del dispositivo para sostener el sensor IMU del pecho.

A. Diseño del Sistema de Oculografía

Para fines de practicidad, se utilizó el dispositivo Myoware, de la compañía Advancer Technologies para determinar las actividades electromiográficas de los músculos encargados de realizar el movimiento del globo ocular, el cual es un sensor de electromiografía con aplicaciones para microcontrolador. En esta parte del diseño se tuvo que considerar que la salida principal del sensor Myoware corresponde a la señal diferencial entre los dos electrodos rectificadora y amplificada, por lo que para obtener la señal original (y no perder la información de direccionalidad) se tuvo que diseñar e implementar un circuito para amplificar y centrar en 2.5V la salida del sensor. El circuito adaptador se muestra en la figura 3 que incluye un filtro pasa altas para eliminar el offset, seguido de un circuito amplificador para adecuar la salida en un rango entre 0.5V y 4.5V. Este dispositivo fue validado tanto en su respuesta en frecuencia como en amplitud. Se consideraron las características de la señal obtenida por el sistema Myoware.

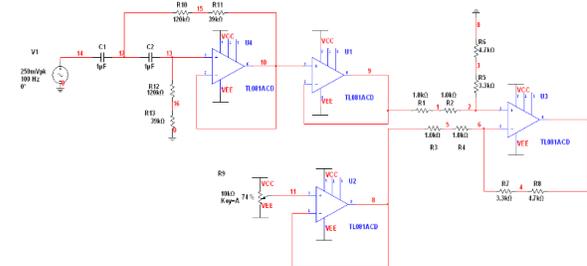


Fig. 3. Circuito adaptador de la señal cruda de los sensores Myoware. La colocación de los sensores Myoware sobre el sujeto de prueba se puede apreciar en la figura 4 buscando cubrir los cuatro movimientos axiales de la respuesta de los ojos ante movimientos de la cabeza. Cada Myoware capturó una señal de EOG de manera diferencial y con una misma referencia localizada en el centro de la frente (electrodo con cable negro).

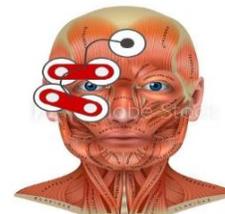


Fig. 4. Colocación de los sensores Myoware sobre el rostro del sujeto de prueba para la determinación de la actividad tanto horizontal como vertical.

B. Implementación digital de la LSTM para la identificación de problemas no paramétricos

Se implementó un protocolo de comunicación serial para obtener los datos captados por los IMU y Myoware, los cuales eran guardados y enviados por la tarjeta digital a la PC con MATLAB, con un período de muestreo de 0.1 s. Una vez que los datos se enviaban a la PC, se guardaban en un arreglo de $8 * n$, donde n representa al número de muestras y el vector columna contiene los datos de la aceleración y velocidad angular para cada eje, así como los dos canales de electro-oculografía.

Una vez que se tienen los datos, se utilizan para entrenar a la red neuronal, la cual tiene seis entradas, las cuales son los datos de medición inercial y dos salidas, que son los dos canales de EOG.

C. Aplicación de la LSTM para identificar los reflejos vestibulo oculares

Las entradas de la red corresponden a la variable u y las salidas a \hat{y} , siendo las entradas los datos de aceleración lineal y velocidad angular en los tres ejes y las salidas los canales de EOG, entonces, la red tiene seis entradas y dos salidas.

D. Evaluación de la LSTM propuesta

Para la obtención de los datos se realizaron distintos movimientos con la cabeza por intervalos de 10 segundos, capturando simultáneamente la respuesta diferencial de los sensores IMU y de los dos canales de EOG a través de los sensores Myoware.

Los movimientos elegidos son descritos a continuación: a) Adelante y atrás: Extensión y flexión del cuello, b) Izquierda - derecha: Flexión lateral izquierda y derecha del cuello y c) Negación: Rotación izquierda y derecha del cuello.

Las señales capturadas se utilizaron sin preprocesamiento para conservar las características dinámicas de la respuesta oculomotora. Estas mismas fueron utilizadas para entrenar a la red LSTM utilizando la información de aceleración como entrada mientras que las señales de electrooculografía fueron consideradas como salidas. Las características del espectro de la señal electrooculografica justifica el uso de la LSTM.

III. RESULTADOS

El circuito completo implementado junto con los dispositivos de diseño asistido por computadora que fueron posteriormente impresos utilizando tecnologías de manufactura activa se aprecia en la figura 5.



Fig. 5. Implementación física del circuito y los diseños CAD para la captura de los datos.

A. Salida de los sensores

En las siguientes secciones se describen los resultados ante la prueba de movimientos hacia delante y hacia atrás. Estudios similares se realizaron para el resto de los movimientos considerando protocolos de determinación de información clínica. En el caso de los sensores IMU se puede apreciar en la figura 6 las aceleraciones en cada uno de los ejes correspondientes a $DATA_{IMU}$ (salida diferencial) encontrando los mayores picos de aceleración lineal en el eje X y de velocidad angular en el eje Y.

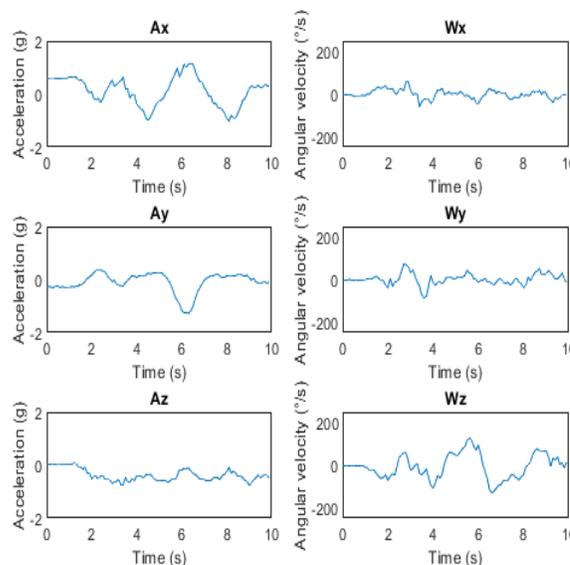


Fig. 6. Aceleraciones lineales y angulares diferenciales entre la cabeza y el cuello para los movimientos adelante y atrás.

En la figura 7 se puede apreciar la salida de ambos sensores Myoware durante el movimiento adelante y atrás que se usarán como salida de la red LSTM para su entrenamiento.

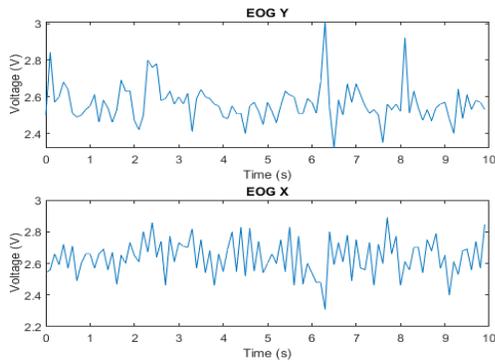


Fig. 7. Mediciones de electrooculografía en el eje vertical (arriba) y horizontal (abajo)

B. Evaluación de la red LSTM

Se buscó entrenar la red de manera que se pueda correlacionar la aceleración de los movimientos de la cabeza con la respuesta de EOG para determinar un estado de normalidad o alteración. En la figura 8 se puede observar el seguimiento de la red LSTM de las señales de EOG como salida y las de aceleración como entrada. El entrenamiento de la red se realizó con un conjunto de datos obtenidos de diferentes sujetos voluntarios. Se utilizó un sistema de validación considerando el esquema tradicional de entrenamiento-validación-prueba con una distribución de 70-30-30. Se obtuvieron resultados de exactitud de 96%, 92% y 89% respectivamente. El estudio realizado demuestra la posibilidad de utilizar a las redes de tipo LSTM como una herramienta confiable de modelación no paramétrica.

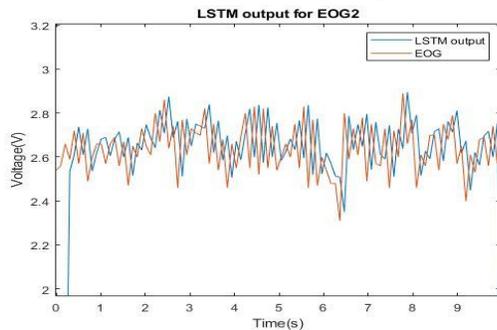


Fig. 8. Comparación entre la salida de la red LSTM y la señal medida en el experimento

IV. DISCUSIÓN

La solución propuesta permite capturar al mismo tiempo la aceleración de la cabeza con relación al pecho y la respuesta ocular a la misma por medio del EOG. Gracias a la simplicidad de los circuitos de adecuación de señal es posible escalar esta solución a una con dimensiones menores gracias a la tecnología de circuitos integrados. Además, la existencia de varios protocolos inalámbricos también permitiría la eliminación de la mayoría de los cables haciendo más dinámico el diseño, permitiendo realizar estudios que consideren una mayor cantidad de movimientos.

Obtener la relación entre la aceleración y la respuesta de los ojos nos permite predecir la misma ante estímulos

específicos como los de una simulación de vuelo y así diferenciar entre una respuesta normal y una anormal.

V. CONCLUSIONES

Las redes de tipo LSTM son capaces de representar relaciones en señales biológicas como lo mostrado en [9] y [10] donde se llevó a cabo un modelo de predicción de patrones depresivos y estimación del ritmo cardiaco a partir de señales de EEG y BCG respectivamente. La implementación de este estudio es capaz de representar la señal oculográfica incluyendo los movimientos sacádicos del ojo gracias a las señales de referencia de EOG, así como de un seguimiento en el tiempo dentro de un límite de 0.5 segundos. Las señales de EOG se pueden usar como reemplazo de aparatos incómodos como sistemas de video-oculografía que analicen el movimiento de los ojos por captura de imagen.

VI. REFERENCIAS

- [1] B. Cohen, V. Matsuo, T. Raphan, "Quantitative Analysis of the Velocity Characteristics of Optokinetic Nystagmus and Optokinetic After Nystagmus". *The Journal of Physiology*, 270(2), 321-344. September 1, 1977.
- [2] CM. Oman, "A heuristic mathematical model for the dynamics of sensory conflict and motion sickness". *Acta Otolaryngol Suppl.*;392:1-44. 1982. PMID: 6303041.
- [3] V. Aleksandrov, M. Reyes, T. Alexandrova, E. Soto, M.R.G. Vega, A.C. Pliego, E.F. Guerrero (2014) Diseño de una Prótesis Vestibular. Benemérita Universidad de Puebla, Universidad Estatal de Moscú.
- [4] T.J. Anastasio Modeling Vestibulo-Ocular Reflex Dynamics: From Classical Analysis to Neural Networks. In: Eeckman F.H. (eds) *Neural Systems: Analysis and Modeling*. Springer, Boston, MA. 1993. DOI: 10.1007/978-1-4615-3560-7_29.
- [5] DiScenna, A., Das, V., Zivotofsky, A., Seidman, S., & Leigh, R. "Evaluation of a video tracking device for measurement of horizontal and vertical eye rotations during locomotion." *Journal Of Neuroscience Methods*, 58(1-2), 89-94. 1995 .doi: 10.1016/0165-0270(94)00162-a
- [6] R. S. Allison, M. Eizenman and B. S. K. Cheung. (1996), "Combined head and eye tracking system for dynamic testing of the vestibular system," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 43, no. 11, pp. 1073-1082, doi: 10.1109/10.541249.
- [7] D. Robinson. "The Use of Control Systems Analysis in the Neurophysiology of Eye Movements". *Annual Review Of Neuroscience*, 4(1), 463-503. 1981. doi: 10.1146/annurev.ne.04.030181.002335.
- [8] A. Guarneros-Sandoval, M. Ballesteros, I. Salgado, and I. Chairez. "Stable Learning Laws Design for Long Short-Term Memory Identifier for Uncertain Discrete Systems via Control Lyapunov Functions" 2020.
- [9] S. D. Kumar and D. Subha , "Prediction of Depression from EEG Signal Using Long Short Term Memory(LSTM)," 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), 2019, pp. 1248-1253, doi: 10.1109/ICOEI.2019.8862560.
- [10] C. Jiao et al., "Non-Invasive Heart Rate Estimation From Ballistocardiograms Using Bidirectional LSTM Regression," in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 25, no. 9, pp. 3396-3407, Sept. 2021, doi: 10.1109/JBHI.2021.3077002.