

Transferencia de aprendizaje en clasificación automática de gestos manuales utilizando electromiografía de sujetos con amputación transradial de mano

Manuel Molina, Ariel Stassi y Renato Sosa Machado

Ingeniería Biológica, CENUR Litoral Norte, Universidad de la República, Uruguay

mmolina@cup.edu.uy

1. Resumen

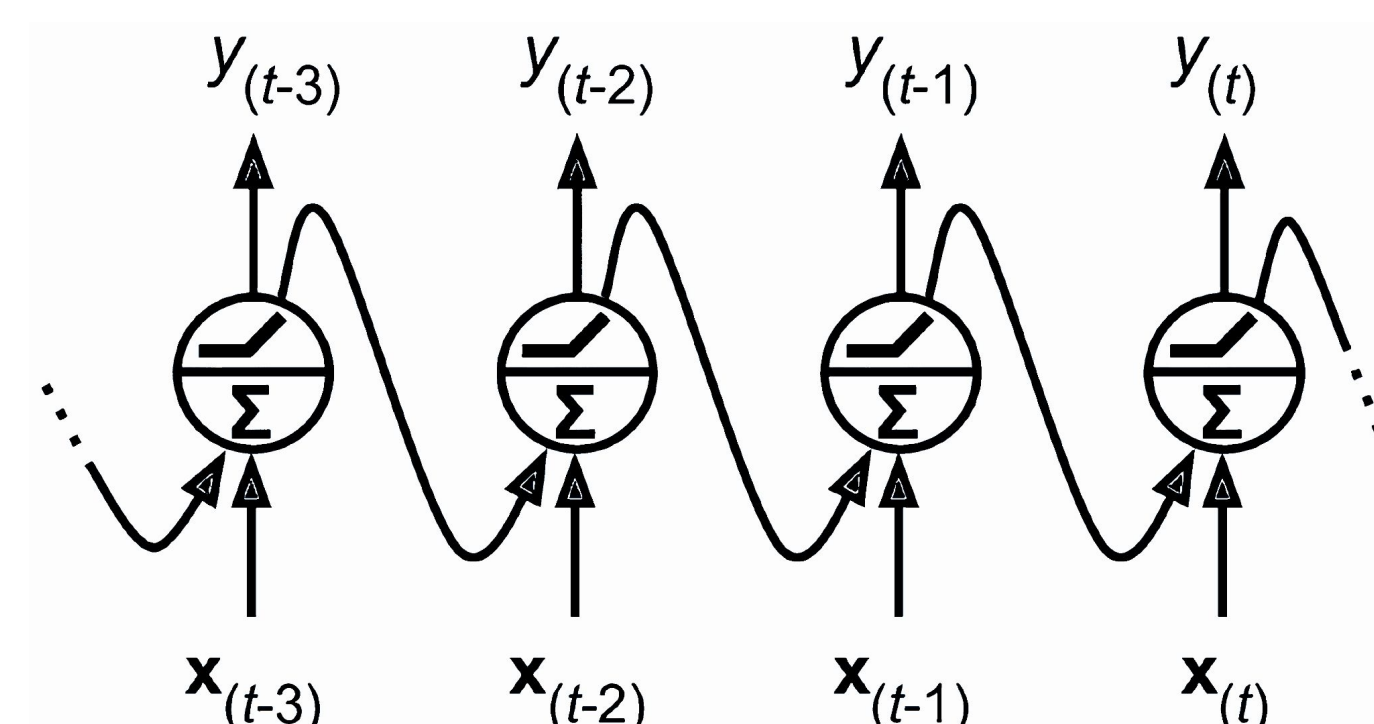
En este trabajo se explora el uso de redes neuronales recurrentes para la clasificación de 10 gestos manuales relevantes en las actividades de la vida diaria de un sujeto con amputación de mano, a partir de señales de electromiografía de superficie del antebrazo. La metodología de investigación consistió en la realización de experimentos *in silico* sobre la base de datos *NinaPro*, en particular, los conjuntos DB2 (sujetos intactos) y DB3 (sujetos con amputación transradial de mano). A partir de distintas estrategias de entrenamiento se evaluó la capacidad de generalización de los modelos entrenados sobre datos de sujetos amputados. Los experimentos realizados muestran una gran variabilidad de *accuracies* (entre 11 y 86%), incluso para los modelos entrenados específicamente para cada sujeto amputado. Se observó además que no es trivial realizar transferencia de aprendizaje de sujetos intactos a sujetos con amputación, ni tampoco entre distintos sujetos con amputación.

2. Introducción

La falta de una mano reduce sustancialmente la calidad de vida de una persona, lo cual no sólo la afecta a nivel de las capacidades físicas, sino también a nivel emocional y social. Una posible solución a esta condición es el uso de prótesis biónicas, basadas en distintos tipos de tecnologías. Este proyecto aborda el problema de clasificación de gestos manuales a partir de señales de electromiografía de superficie de antebrazo (sEMG), con el objetivo a futuro de desarrollar un sistema capaz de controlar una prótesis.



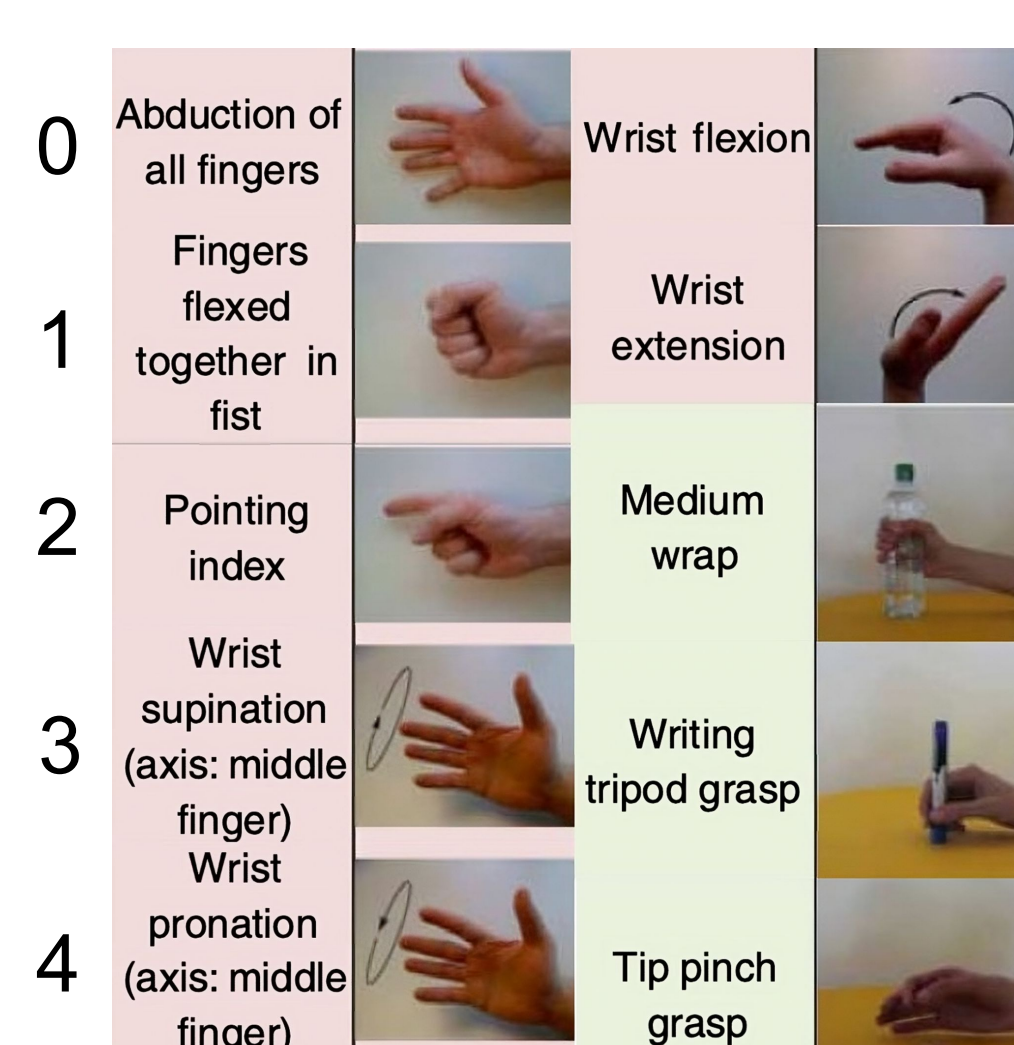
Sistema de adquisición de sEMG [6].



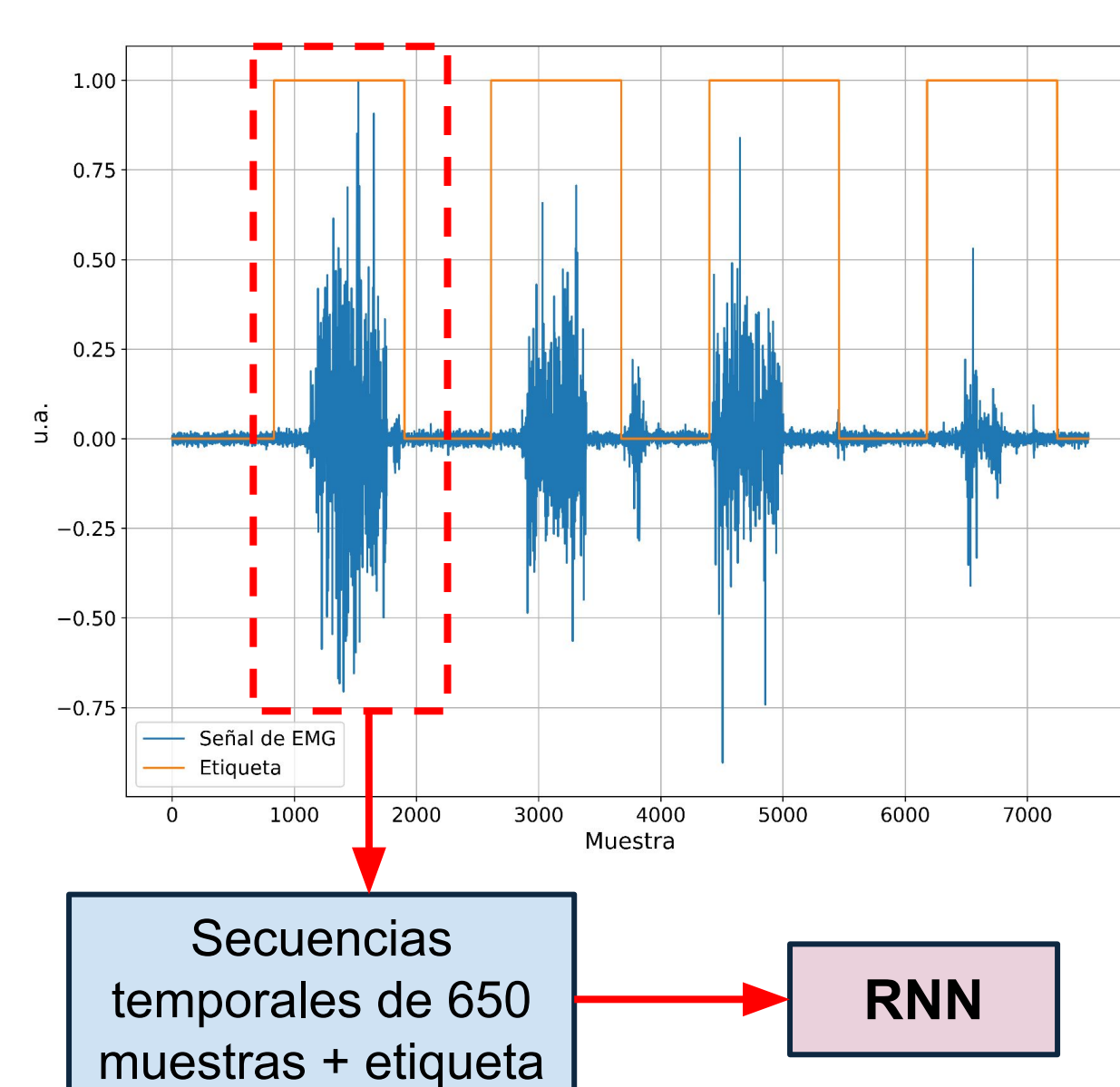
Red neuronal recurrente [2].

3. Metodología

- Uso de conjunto de datos público *NinaPro* [1]: DB2 (sujetos intactos) y DB3 (sujetos con amputación transradial de mano).
- Selección de 10 gestos relevantes para las actividades de la vida diaria de un sujeto con amputación de mano (ver figura).



Gestos seleccionados [1,4].



Señal de EMG y etiqueta.

Secuencias temporales de 650 muestras + etiqueta

RNN

Los clasificadores se implementaron mediante redes neuronales recurrentes sobre secuencias temporales de 12 canales simultáneos de sEMG [2,5]. Para entrenarlos, se utilizaron distintas estrategias (o Est.):

- Est. 1: *train* en DB2 y *test* en DB3.
- Est. 2: Est. 1 + *fine tuning* y *test* en DB3.
- Est. 3: *train* y *test* en DB3, conformando cada conjunto con distintos sujetos.
- Est. 4: *train* y *test* en DB3, empleando datos de un mismo sujeto.
- Est. 5: Est. 1 + *fine tuning* siguiendo Est. 4.

4. Resultados y Discusión

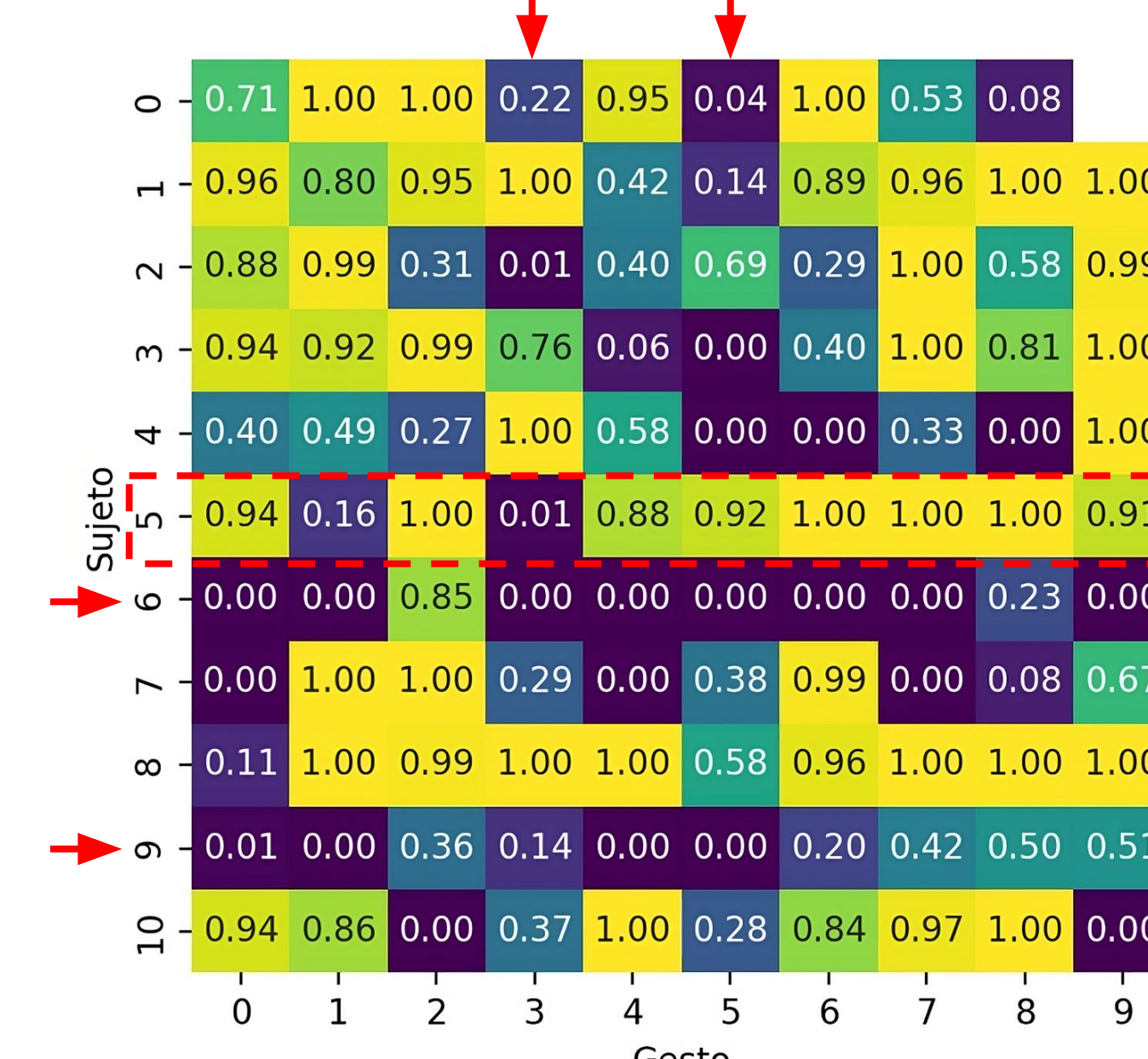
En las tablas se muestran los resultados para todas las estrategias mencionadas. Se reportan en formato media (y desviación estándar) por gesto, sujeto y partición de datos según el caso.

Est.	Por gesto	Por partición
1	0.21 (0.12)	-
2	0.08 (0.08)	0.08 (0)
3	0.11 (0.07)	0.11 (0.04)
3lr	0.14 (0.11)	0.14 (0.06)

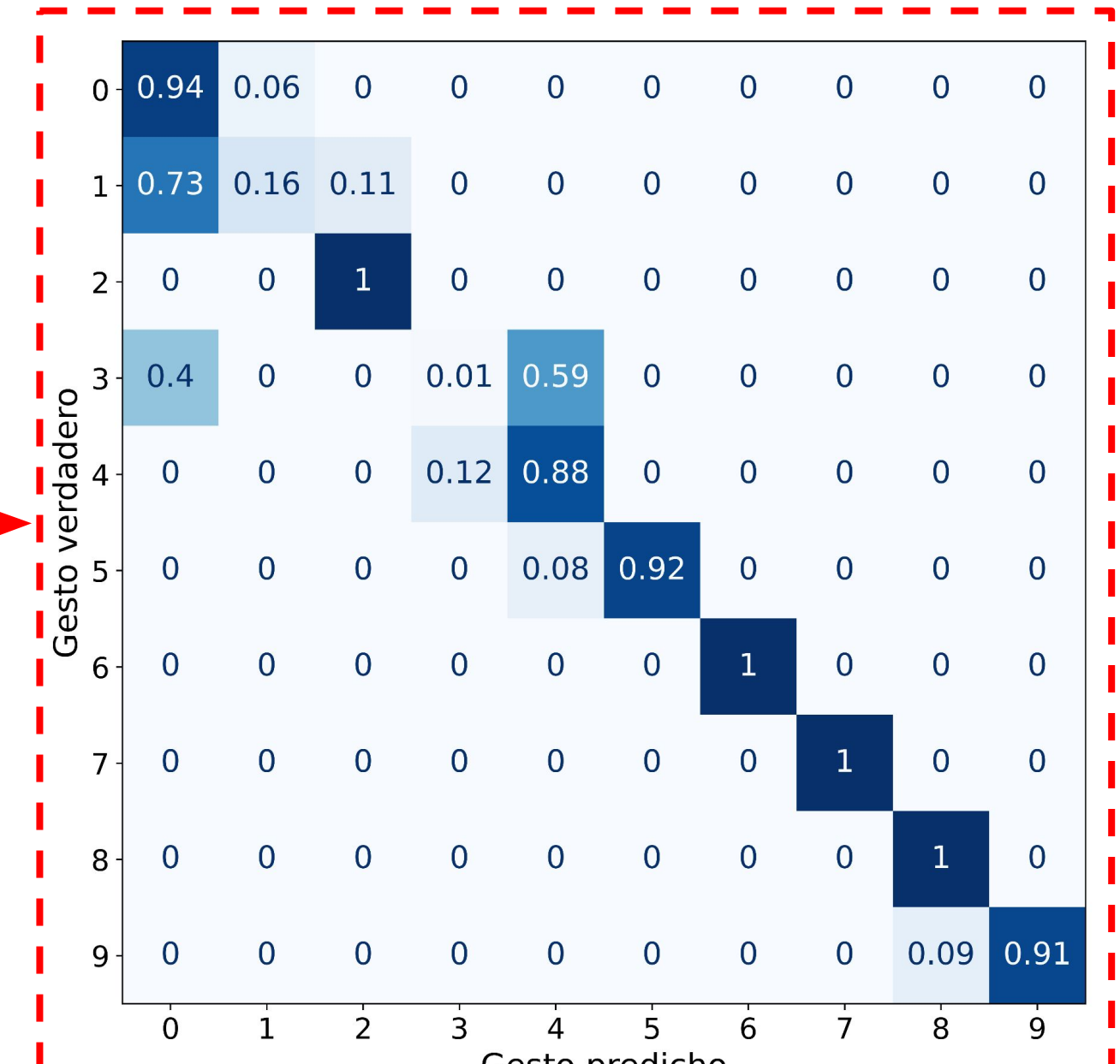
Est.	Por gesto	Por sujeto
4n	0.56 (0.13)	0.56 (0.23)
4	0.56 (0.13)	0.56 (0.23)
5n	0.48 (0.11)	0.48 (0.23)
5	0.47 (0.15)	0.47 (0.23)

Nota: la versión "n" refiere a datos normalizados por la máxima desviación estándar de los canales considerados en cada secuencia. La versión "lr" refiere a un ajuste a 0.5x la tasa original de aprendizaje (8×10^{-5}).

Est. 4. Mapa de calor de *accuracy* según sujeto/gesto y matriz de confusión.



Mapa de calor de *accuracy* para Est. 4.



Matriz de confusión Est. 4, sujeto 5.

- Est. 1, 2 y 3 resultaron en muy bajo *accuracy* (valores cercanos a *chance*). Luego, no es posible generalizar entre sujetos intactos y con amputación, ni entre distintos sujetos con amputación.
- Est. 4 y 5 mostraron mejores resultados. Se interpreta entonces necesario entrenar con datos del mismo sujeto con amputación sobre el que se va a predecir. La normalización de los datos por secuencia no parece modificar sustancialmente los resultados.
 - Est. 4 fue la que arrojó mejores resultados. Se observó gran variabilidad en el *accuracy* según el sujeto: sujetos 6 y 9 *versus* sujeto 5.
 - Est. 5 mostró un desempeño ligeramente inferior a Est. 4. Luego, partir de un modelo entrenado sobre sujetos intactos no aporta mejoras (Est. 5).

5. Conclusiones

- No es posible generalizar el aprendizaje desde sujetos intactos a sujetos con amputación, ni entre distintos sujetos con amputación, lo cual limita considerablemente la capacidad de generalización de los modelos.
- La mejor opción parece ser entrenar los modelos sólo con datos del mismo sujeto sobre el que se quiere reconocer gestos.

Referencias

- [1] NinaPro. (2024). Ninaweb — *Ninapro, free electromyography database*. Recuperado el 5 de noviembre de 2024, de <https://ninapro.hevs.ch>.
- [2] Géron, A. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems* (2nd ed.). O'Reilly Media.
- [3] Sosa Machado, R. (2023, diciembre). *Estudio y prototipado de un sistema de clasificación automática de gestos de la mano utilizando electromiografía*.
- [4] Kim, J., Yang, S., Koo, B., Lee, S., Park, S., Kim, S., Cho, K. H., & Kim, Y. (2022). *sEMG-based hand posture recognition and visual feedback training for the forearm amputee*. *Sensors*, 22(19), 7984. <https://doi.org/10.3390/s22197984>
- [5] Toro-Ossaba, A., Jaramillo-Tigeros, J., Tejada, J. C., Peña, A., López-González, A., & Castanho, R. A. (2022). *LSTM recurrent neural network for hand gesture recognition using EMG signals*. *Applied Sciences*, 12(19), 9700.
- [6] Cognolato, M., Alzori, M., Faccio, D., Tiengo, C., Bassette, F., Gassert, R., & Müller, H. (2018). *Hand gesture classification in transradial amputees using the Myo armband classifier*. *Proceedings of the 2018 7th IEEE RAS/EMBS International Biomedical Robotics and Biomechanics (Biorob)*, 156-161. <https://doi.org/10.1109/Biorob.2018.8488106>

