

Personalización de la Interfaz de Control para un dispositivo de Movilidad de Pie a Manos-libres

A. Ibañez^{1*}, D. F. Paez-Granados²

¹ Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

² Escuela Politécnica Federal de Lausanne, Lausanne, Suiza.

*alejandra.ibanez@unipamplona.edu.co

Resumen

Los dispositivos robóticos que proporcionan asistencia a personas con alguna limitación de movilidad, deben adaptarse a las distintas especificaciones del usuario facilitando una asistencia personalizada. Para ello, presentamos un algoritmo de personalización a partir del análisis de posturas ideales en un dispositivo de movilidad erguido con control a manos-libres. Nos dirigimos a los usuarios con lesión de medula espinal y con capacidad de movimiento en la parte superior del cuerpo. El algoritmo desarrollado se basa en un marco matemático que formaliza la personalización del control a manos libres a través de datos capturados de un movimiento ideal del usuario durante los experimentos. Realizamos un estudio de usuarios analizando las diferencias al utilizar la interfaz comparando con diferencias fisiológicas. Evaluamos del algoritmo comparando el sistema con y sin personalización. Concluimos que todos los participantes tienen diferente control de su torso y que la calibración de los parámetros de control ayuda a mejorar el control del dispositivo.

Palabras clave: Aprendizaje para sistemas personalizados, Calibración offline, Control de torso, Personalización de control, Robot de asistencia.

1. Introducción

El uso de robots de asistencia mejora la calidad de vida de usuarios con movilidad limitada. Por el avance tecnológico de estos dispositivos, ha surgido la idea de mantener mayor control y seguridad en su manejo para evitar accidentes. Una solución efectiva que puede facilitar una asistencia óptima dirigida a beneficiar a cada usuario es la personalización, con un enfoque de control compartido entre el usuario y la autonomía del dispositivo. El control compartido permite que el robot no sea completamente autónomo y dependa de las entradas del usuario para establecer los parámetros de control después de su interacción [1]. Diferentes estudios han sugerido que la eficiencia y la aceptación en la interacción con sillas de ruedas [2] o robots de asistencia [1] incrementa con la capacidad de adaptarse a diferentes perfiles de usuarios.

Estudios han investigado métodos de control compartido que se basaron en un principio en la estimación de la intención del usuario para la personalización, como en el caso de Boy y otros que propusieron un mecanismo que corrige las trayectorias basadas en la discapacidad del usuario [3], modificando el nivel de autonomía del robot [4]. Mientras que Carlson y Demiris predijeron dinámicamente las acciones más probables para corregir la orientación una de silla de ruedas inteligente en un futuro próximo [5][6]. Kucukyilmaz propuso un método que entrenaba un modelo de Regresión de Proceso Gaussiano para aprender políticas de control compartido por medio de demostraciones de un asistente humano [7]. Ahmetcan y Brenna realizaron un estudio comparativo en una silla de ruedas eléctrica que evaluó experimentalmente 4 enfoques de control compartido, observando el rendimiento, el esfuerzo y la preferencia de usuario, que dio como resultado que el rendimiento aumenta mientras el esfuerzo del usuario disminuye cuando aumenta la asistencia por parte de dispositivo, y no hubo

preferencia por alguno de los enfoques, pero si se llegó a la conclusión que es importante ofrecer a los usuarios múltiples opciones de control que se acomoden a sus necesidades [2]. Gopinath desarrolló una personalización dirigida por el usuario con una formulación matemática adaptativa de la intención de movimiento del usuario ante el robot, donde estima y se ajustan los parámetros de control con señales verbales del humano a las cuales les da un peso dentro de una función de coste, la cual resultado que debería ser más compleja que la plantada [1]. Los anteriores paradigmas lograron cambios en la autonomía del robot que fueron dictados por el usuario o codificados a través de la interacción, los dictados por el usuario pueden generar una implementación dudosa debido a la posible carga mental en el usuario durante el experimento, mientras que los codificados a través de la interacción demuestran tener una capacidad de adaptación del sistema a diferentes perfiles, lo que genera más aceptación y comodidad durante el uso del dispositivo robótico de asistencia [7].

Basados en los resultados de estos trabajos, presentamos un algoritmo de personalización para el control compartido del dispositivo Qolo que no requiere una retroalimentación constante del usuario, más sin embargo si el análisis de las interacciones de los diferentes usuarios en trayectorias fijas que representan movimientos ideales de estudio como, por ejemplo, un giro completo o una línea recta. Bajo la idea de generar confianza en el usuario, se planteó el desarrollo de una interfaz visual interactiva para la captura de datos de las interacciones donde se permitió observar el movimiento en tiempo real que el usuario genera en el dispositivo. Con los datos capturados se analizó la diferencia de movimientos de los participantes del experimento, y luego se aplicó el algoritmo de personalización, para su posterior evaluación.

1.1 Dispositivo de Movilidad de Pie

Qolo representado en la Fig.1, es un dispositivo de movilidad de pie destinado a personas con discapacidad total de las extremidades inferiores, que cuenta con un exosqueleto pasivo y una base de ruedas motorizadas [8]. Este dispositivo facilita las posturas de sentado y de pie, y permite una transición pasiva de estas posturas voluntariamente por el usuario a través de un mecanismo de transferencia de energía que sincroniza las rodillas y el movimiento lumbar, esta transición no necesita una fuente externa de energía, solo las capacidades residuales del usuario [9].

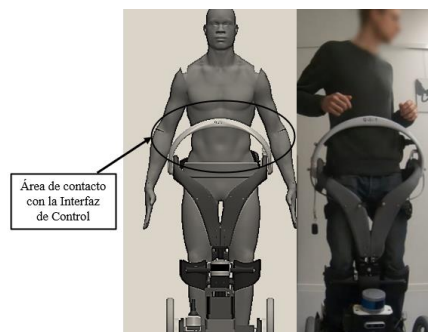


Fig. 1. Qolo, un vehículo de movilidad de pie para personas con deficiencias en la parte inferior del cuerpo diseñado con una barra de sensorica en el torso [9].

Qolo tiene un sistema de control del torso que le permite ser usado a manos libres, una postura natural de la parte superior del cuerpo, el sistema de control está basado en que las correcciones de la postura de cuerpo humano son dictadas por el seguimiento visual durante la marcha. La interfaz de control de movimientos está a nivel de la cintura del usuario y es una barra ergonómica (T-bar) con una

serie de Resistencias Sensibles a la Fuerza (RSF) en su superficie, su ubicación permite que las posturas de la parte superior del cuerpo se utilicen como entradas de control usando el centro de presión (CP) como componente direccional [10], en la Fig. 2 se representan la relación entre las posturas de torso de usuario y la acción de Qolo, se demuestra que la dirección del movimiento es proporcional al CP, que se halla en base a las lecturas de los RSF de la T-bar. Las posturas en la Fig. 2. a), b) y c) son las posturas ideales que se observan en el experimento de este estudio. El usuario estimado promedio para el manejo de la T-bar está en el rango de 55 Kg - 80 Kg de peso y 165 cm – 180 cm [10].

Según los anterior, si la dirección de Qolo es proporcional al CP, la velocidad angular (ω) y velocidad lineal (v) del dispositivo son dependientes del CP y de un conjunto de variables que en [10] las llaman como puntos de clasificación, y sirven como puntos de corte para la transición de los distintos tipos de movimiento como se puede observar en las gráficas en la Fig. 3. En este estudio dichos puntos son los parámetros de calibración del sistema que parten del conjunto $\beta = \{\beta_{-2}, \beta_{-1}, \beta_1, \beta_2\}$ que es diferente para cada usuario, estos 4 parámetros permiten personalizar los dispositivos según la necesidades y especificaciones del usuario. En el rango $(-1, \beta_{-2})$ se observa una ω negativa y una v nula por lo que la postura ideal que genera estas magnitudes es representada en la Fig. 2. b), en el rango (β_{-1}, β_1) ocurre lo contrario al caso anterior, la ω es nula y v es máxima, por lo tanto, la postura ideal que genera velocidades se representa por la Fig. 2. a), y en el rango (β_1, β_2) se observa una ω positiva y una v nula por lo que la postura ideal del usuario que debe generar estas magnitudes se muestra en la Fig. 2. c).

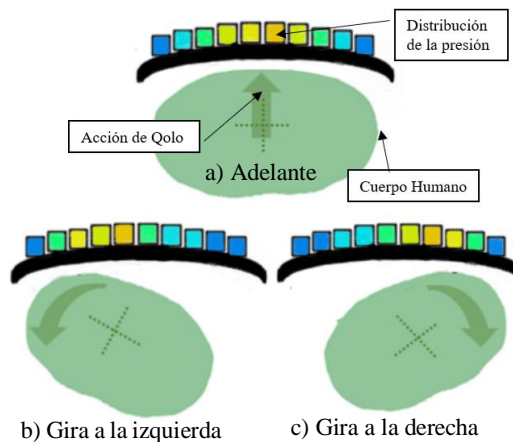


Fig. 2. Posturas esperadas: Movimiento asumido del usuario en verde con la ubicación del Centro de Presión (CP) en rojo y la respuesta de movimiento direccional del dispositivo por las flechas.

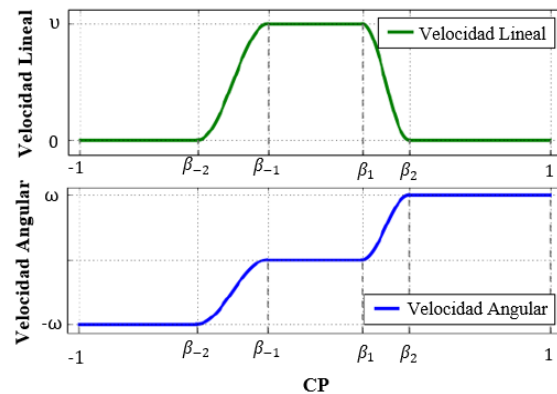


Fig. 3. Velocidad Lineal/Angular vs. CP. Relación las velocidades con los parámetros de calibración [10].

2. Metodología

2.1 Experimentos y Recolección de Datos

El experimento consiste en que el usuario mueva el torso de su cuerpo con respecto a tres indicaciones verbales, con esto se asegura a que el usuario bajo su interpretación realice el movimiento de forma

natural y sin esfuerzo. El experimento incluye tres pruebas, cada una con una postura ideal de la Fig. 2, las cuales se hicieron durante 2 sesiones con 10 participantes sanos, la primera sesión se tuvo en cuenta para recolectar los datos y crear las ecuaciones ideales de movimiento, mientras que la segunda sesión sirvió para evaluar el algoritmo de personalización. Los participantes tienen un peso promedio de $74.6 \text{ kg} \pm 5.71 \text{ kg}$ y altura promedio de $1.80 \text{ m} \pm 0.06 \text{ m}$.

Antes del experimento se presentó el contenido del mismo y la interfaz visual que acompaña la recolección de los datos a los participantes, donde se observa el movimiento generado en tiempo real en el robot por medio de un avatar de Qolo en una aplicación web. Las indicaciones verbales fueron las siguientes:

Prueba 1: El participante debe girar su cuerpo a la derecha con la intención de girar.

Prueba 2: El participante debe girar su cuerpo a la izquierda con la intención de girar.

Prueba 3: El participante debe dirigir su cuerpo o inclinarse hacia adelante con la intención de andar.

2.2 Aprendizaje del movimiento ideal

Los participantes durante las pruebas realizaron los movimientos ideales los cuales se estudiaron para crear las ecuaciones ideales de movimiento. La prueba 1 exige que el robot de un giro a la derecha, por lo que el movimiento ideal por parte del participante es el de la Fig. 2. b), siendo entonces los datos de la prueba 1 los analizados para la calibración del parámetro β_{-2} . La prueba 2 exige que el robot de un giro a la izquierda, por lo que el movimiento ideal es el de la Fig. 2. c), siendo la prueba 2 analizada para la calibración de β_2 . De esta manera, se puede decir que los parámetros β_{-1} y β_1 son calibrados observando los datos de la prueba 3. Luego de analizados los movimientos se obtuvieron las ecuaciones ideales de β_{-2} y β_2 llamadas $CPi\beta_{-2}$ y $CPi\beta_2$ respectivamente, las cuales fueron inspiradas a partir de la respuesta de una oscilación sub-amortiguada: $G(t) = A e^{-\gamma t} \cos(\omega_0 t)$, que tiene como condición $\gamma < \omega_0$, donde A es la amplitud máxima, γ el índice de amortiguamiento y ω_0 es frecuencia natural. Según lo anterior, se obtuvo:

$$CPi\beta_{-2} = A e^{-\gamma t} \cos(\omega_0 t) - A \quad (1)$$

$$CPi\beta_2 = A - A e^{-\gamma t} \cos(\omega_0 t) \quad (2)$$

Las ecuaciones (1) y (2) son el desplazamiento a la izquierda o a la derecha de la respuesta de una oscilación sub-amortiguada el valor de la amplitud según el parámetro en estudio.

La ecuación ideal (3) $CPi\beta_1$ es para β_{-1} y β_1 , y es resultado de un análisis y ajuste de datos con el método de suma de modelos sinusoidales de la herramienta de Matlab llamada *Curve Fitting Toolbox*, la cual calcula los puntos de optimización basados en los datos. Fue posible hallar los parámetros ideales β_{-2i} , β_{-1i} , β_{1i} , β_{2i} , los cuales dependen de la media y la desviación estándar de las ecuaciones ideales halladas.

$$CPi\beta_1 = 0.17 \sin(0.25t) \quad (2)$$

2.3 Algoritmo de personalización automático

El algoritmo de personalización propuesto en este estudio se base en la calibración de los parámetros de control descritos en la sección 1.1 y la Fig. 3. Para la calibración de cada parámetro se observa los datos de CP capturados en la segunda sesión. No es óptimo calibrar cada parámetro de forma independiente, por lo tanto, después de aplicado el algoritmo de personalización se deben cumplir una serie de condiciones para poder tomar un valor final. Según lo anterior se planteó que los parámetros β_{-1} y β_1 son dependientes de β_{-2} y β_2 . Cada parámetro de halla a partir de la siguiente ecuación:

$$\beta_f = \beta_i + \Delta\beta \quad (4)$$

$$\Delta\beta = \frac{2}{1+e^{-2\varepsilon}} - 1 \quad (5)$$

β_f en la ecuación (4) es el valor final de cada uno de los parámetros de calibración, β_i es el valor ideal y $\Delta\beta$ es la variable adaptativa que se halla con la ecuación (5), que es conocida como la tangente hiperbólica, la variable ε es el error normalizado que se halla a partir del CP capturado y el CP ideal según el parámetro de calibración. La primera y segunda parte del algoritmo de personalización es la siguiente:

Algoritmo 1. Personalización para β_{-2} y β_2 .

Centro de presión ideal ($CPi\beta_{-2}$ y $CPi\beta_2$.)

Parámetro ideal (β_{-2i} y β_{2i} .)

1: $CPi\beta_{-2} = A e^{-\gamma t} \cos(\omega_0 t) - A$

2: $\beta_{-2i} = \bar{x}(CPi\beta_{-2}) + \sigma(CPi\beta_{-2})$

3: $CPi\beta_2 = A - A e^{-\gamma t} \cos(\omega_0 t)$

4: $\beta_{2i} = \bar{x}(CPi\beta_2) - \sigma(CPi\beta_2)$

Calibración β_{-2}

5: $\varepsilon\beta_{-2} = \bar{x}(CP\beta_{-2} - \bar{x}(CPi\beta_{-2}))$

6: $\Delta\beta_{-2} = \left(\frac{2}{1+e^{-2\varepsilon\beta_{-2}}} \right) - 1$

7: $\beta_{-2f} = \beta_{-2i} + \Delta\beta_{-2}$

Calibración β_2

8: $\varepsilon\beta_2 = \bar{x}(CP\beta_2 - \bar{x}(CPi\beta_2))$

9: $\Delta\beta_2 = \left(\frac{2}{1+e^{-2\varepsilon\beta_2}} \right) - 1$

10: $\beta_{2f} = \beta_{2i} + \Delta\beta_2$

Algoritmo 2. Personalización β_{-1} y β_1 .

Definición de centro de presión ($CPi\beta_1$)

y parámetro ideal (β_{-1i} y β_{1i} .)

1: $CPi\beta_1 = 0.17 \sin(0.25t)$

2: $\beta_{-1i} = \bar{x}(CPi\beta_1) - \sigma(CPi\beta_1)$

3: $\beta_{1i} = \bar{x}(CPi\beta_1) + \sigma(CPi\beta_1)$

Calibración β_{-1} y β_1

4: $\varepsilon\beta_1 = \bar{x}(CP\beta_1 - \bar{x}(CPi\beta_1))$

5: $\Delta\beta_1 = \left(\frac{2}{1+e^{-2\varepsilon\beta_1}} \right) - 1$

6: $\beta_{-1a} = \beta_{-1i} + \Delta\beta_1$

7: $\beta_{1a} = \beta_{1i} + \Delta\beta_1$

Las ecuaciones desde la línea 1 hasta la 4 del algoritmo 1 hacen referencia a las ecuaciones ideales halladas en la sección 2.2 para los parámetros β_{-2} y β_2 . Las últimas 6 líneas del algoritmo 1 calibran los parámetros en estudio. Las líneas 5 y 8 corresponden al error normalizado, el cual depende de la media del CP capturado por las pruebas y el CPi definido. Las líneas 6 y 9 corresponden a $\Delta\beta$ o ecuación (5) de cada parámetro. Las líneas 7 y 10 corresponden al valor final de la calibración para ambos parámetros.

En el algoritmo 2 también se halla la ecuación ideal de movimiento de los parámetros β_{-1} y β_1 durante las 3 primeras líneas. La línea 4 corresponde al error normalizado, la línea 5 a $\Delta\beta$ y las 2 últimas líneas corresponden al valor aproximado β_{-1a} y β_{1a} de la calibración para ambos parámetros. Para obtener un valor final de los parámetros en estudio, los valores aproximados deben cumplir algunas condiciones. Las condiciones de calibración se entienden con la Fig. 4, la cual muestra un ejemplo de la ubicación de los parámetros ya calibrados en función del CP capturado (negro) como los son β_{-2} y β_2 final (rojo), muestra la ubicación de los parámetros ideales β_{-1i} y β_{1i} (verde) y aproximados β_{-1a} y β_{1a} (azul). Para la calibración de β_{-1} y β_1 dependientes de la ubicación de los parámetros β_{-2} y β_2 ya calibrados, se observaron las distancias $\alpha_1 = \beta_{1a} - \beta_{-1a}$, $\alpha_2 = \beta_{-1a} - \beta_{-2}$ y $\alpha_3 = \beta_2 - \beta_{1a}$, y se deben cumplir las condiciones: $\alpha_1 \geq 0.15$ y $\alpha_2 \cong \alpha_3$.

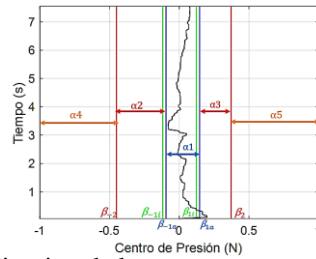


Fig. 4. Ejemplo de la ubicación de los parámetros ya calibrados en función del CP capturado. Condiciones de calibración de los parámetros β_{-1} y β_1 .

3. Resultados

Los datos capturados a partir de cada interacción del participante con la aplicación web fueron los valores de presión de los RSF en T-bar como se muestra en la Fig. 5 a), el centro de presión en la T-bar en Fig. 5 b), y las velocidades lineal y angular de Qolo en Fig. 5 c). Según la información se puede decir que el participante estaba rotando su cuerpo a la derecha dejando un CP en la izquierda de la T-bar y generando un movimiento en Qolo con la velocidad angular y lineal de la Fig. 5 c).

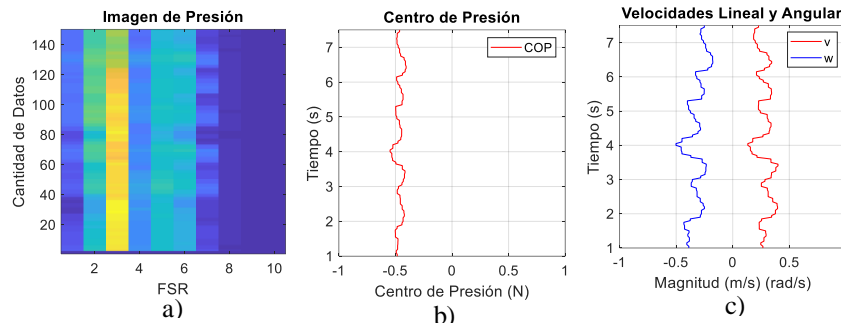


Fig. 5. Visualización de datos capturados a partir de cada interacción del participante con la aplicación web.

Después de realizadas las pruebas del experimento se tomaron los datos para estimar las trayectorias realizadas por los participantes, en la Fig. 6 se puede observar las trayectorias de los 3 primeros participantes en las 3 pruebas planteadas en la sección 3.1. La dirección tenida durante la prueba se representa con las flechas azules y la posición final por medio del cubo rojo. Cada uno de los participantes demostró generar un movimiento diferente en el dispositivo, algunos teniendo mayor control de movimiento que otros. En la Fig. 7 se muestra la calibración de los parámetros β_{-2} y β_2 observando la prueba 1 y 2 respectivamente, siendo a la línea azul los valores ideales de cada parámetro y la línea roja la modificación con respecto al CP en estudio.

En la Fig. 8, se compara el porcentaje de cambio de cada parámetro de los 10 participantes con respecto al valor ideal, los parámetros que tuvieron un mayor porcentaje de cambio fueron β_{-1} y β_1 en especial en los últimos participantes, sin embargo, los parámetros β_{-2} y β_2 cambiaron de valor en un promedio menor al 50% en todos los participantes.

Después de la calibración se comparó el sistema, el participante realizó la prueba 2 obteniendo las velocidades angular y lineal mostradas en la Fig. 9 a), luego de la calibración de los parámetros las velocidades resultantes se muestran en la Fig. 9 b). Al realizar la prueba 2 idealmente la velocidad angular es positiva y la velocidad lineal nula, siendo entonces efectiva la calibración de parámetro β_2 .

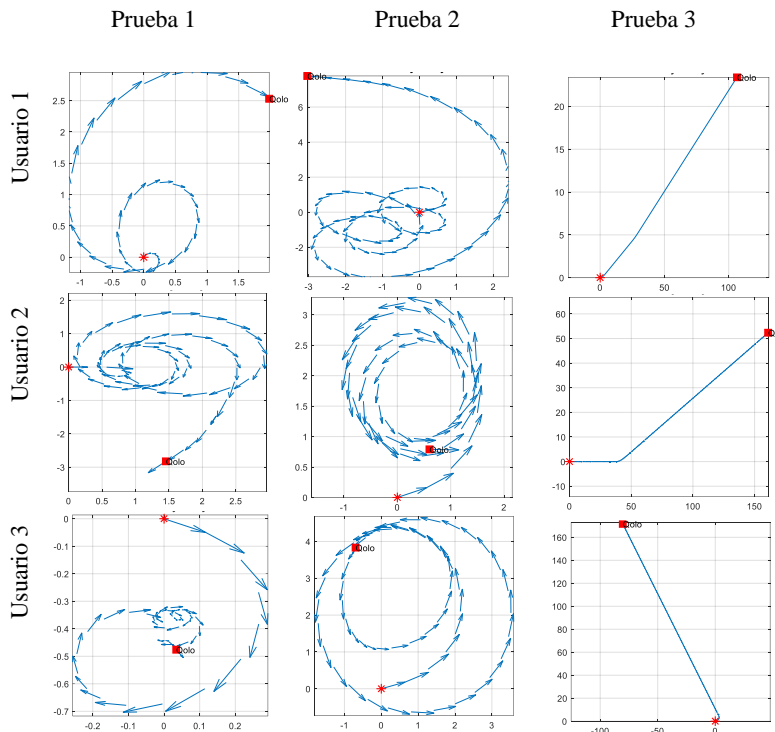


Fig. 6. Visualización de las trayectorias estimadas con los datos capturados de las pruebas del experimento.

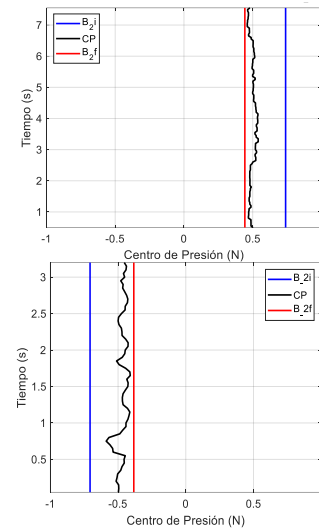


Fig. 7. Visualización de la calibración de los parámetros β_{-2} y β_2 respectivamente.

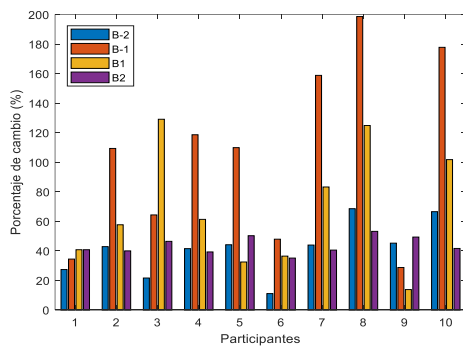


Fig. 8. Comparación del porcentaje de cambio de los parámetros de calibración en todos los participantes.

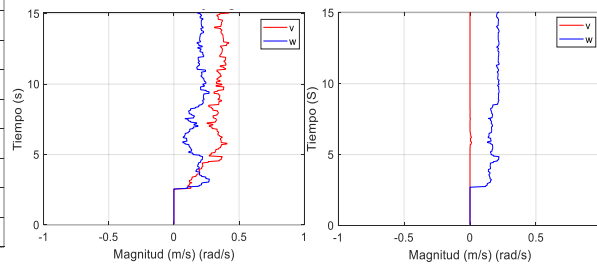


Fig. 9. Comparación de las velocidades lineal y angular antes y después de la calibración del parámetro β_2 .

4. Conclusiones

En este trabajo, proponemos un algoritmo de personalización que calibra los parámetros de control de la T-abr de un dispositivo de movilidad de pie a manos libres-Qolo. El análisis de los datos recolectado muestra que cada participante demostró un movimiento diferente con respecto a otro, y esto puede ser

posible según el control de torso del participante, las diferencias fisiológicas o la interpretación de las indicaciones dadas verbalmente para realizar el experimento, a pesar de la retroalimentación visual del movimiento de Qolo por medio de un avatar en la aplicación web.

El algoritmo de personalización logra un cambio significativo en los parámetros β_{-1} y β_1 , incluso alcanzando un porcentaje cercano al 200% en el parámetro β_{-1} en el caso del participante 8, mientras que los parámetros β_{-2} y β_2 manifiestan un porcentaje de cambio en promedio menor al 50%, según lo anterior es posible decir que los participantes 6 y 9 tiene mejor control de torso para manejar Qolo por no haber tenido un porcentaje de cambio significativo de los parámetros con respecto a los demás participantes.

La comparación del algoritmo de personalización demostró el alcance de la calibración sobre el movimiento del robot, permitiendo que un movimiento ideal, natural y sin esfuerzo del torso del participante genere el movimiento deseado por él mismo en el vehículo.

Declaración de conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés para este trabajo.

Referencias

- [1] D. Gopinath, S. Jain, & B. D. Argall, “Human-in-the-Loop Optimization of Shared Autonomy in Assistive Robotics”. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(1), 247–254, January. 2017.
- [2] A. Erdogan, A. Brenna D., and C. J. Carter, “The effect of robotic wheelchair control paradigm and interface on user performance, effort and preference: An experimental assessment”. *Elsevier Robotics and Autonomous Systems*, 282-297, 2017, May.
- [3] E. S. Boy, C. L. Teo, and E. Burdet, “Collaborative wheelchair assistant,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*, 1511-1516, 2012
- [4] J. d. R. Mill’an, R. Rupp, G. R. M’uller-Putz, R. Murray-Smith, C. Giugliemma, M. Tangermann, C. Vidaurre, F. Cincotti, A. K’ubler, R. Leeb, et al., “Combining brain–computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 4, 2010.
- [5] T. Carlson and Y. Demiris, “Human-wheelchair collaboration through prediction of intention and adaptive assistance.” in *ICRA. IEEE*, 2008, pp. 3926–3931.
- [6] T. Carlson and Y. Demiris, “Collaborative control for a robotic wheelchair: Evaluation of performance, attention, and workload.” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 42, no. 3, pp. 876–888, 2012.
- [7] A. Kcukyilmaz, & Y. Demiris. “Learning Shared Control by Demonstration for Personalized Wheelchair Assistance” *IEEE TRANSACTIONS ON HAPTICS*, 2018.
- [8] Y. Chen, D. Paez-Granados, H. Kadone, & K. Suzuki. “Control Interface for Hands-free Navigation of Standing Mobility Vehicles based on Upper-Body Natural Movements”, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct.25-29, 2020.
- [9] Paez-Granados, D. F., Kadone, H., & Suzuki, K. “Unpowered Lower-Body Exoskeleton with Torso Lifting Mechanism for Supporting Sit-to-Stand Transitions”. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems* (pp. 2755–2761), 2018.
- [10] Chen, Y., Paez-Granados, D., Kadone, H., & Suzuki, K. “Design of a Hands-free Navigation Interface based on Upper-Body Movements for Standing Mobility Vehicles”. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS-2020)*.