

CONTRIBUCIÓN ESPECIAL

El rol de la inteligencia artificial en el método de estimación de pose para el diagnóstico temprano de la parálisis cerebral infantil: avances en la medicina de diagnóstico por imagen

Alyssa N. Maguiña^{1,2}, Carlos E. Vasquez-Roque¹¹Programa de Ingeniería Biomédica PUCP-UPCH, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.²Core Facilities - FABCORE, Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú.

RESUMEN

Uno de los métodos tradicionales para el diagnóstico de la parálisis cerebral infantil es la evaluación de la motricidad general, que analiza la calidad y complejidad de los movimientos del bebé mediante la inspección visual de los movimientos espontáneos. Sin embargo, esta evaluación es subjetiva y requiere personal clínico altamente capacitado, lo que puede ser costoso y consumir mucho tiempo. Para superar esta limitación, actualmente se están desarrollando soluciones basadas en visión por computadora para analizar los movimientos de los bebés. Estos análisis se basan en la estimación de la pose, obtenida a partir de modelos de inteligencia artificial, y posteriormente se utilizan algoritmos de clasificación también basados en inteligencia artificial para determinar si los movimientos son normales o anormales. En este artículo, se presenta el uso de la estimación de pose como método de visión por computadora para analizar los movimientos inquietos en niños con parálisis cerebral y se comparan estos movimientos estimados con cómo se clasifican mediante algoritmos de inteligencia artificial. Finalmente, se identifican algunos desafíos y perspectivas futuras sobre esta tecnología.

Palabras clave: Parálisis Cerebral; Niño; Sistemas de Visión Computacional; Inteligencia Artificial; Diagnóstico por Imagen (Fuente: DeCS)

The role of artificial intelligence in the pose estimation method for early diagnosis of cerebral palsy: advances in diagnostic medical imaging

ABSTRACT

One of the traditional methods for diagnosing infantile cerebral palsy is general motor assessment, which analyzes the quality and complexity of the infant's movements by visual inspection of spontaneous movements. However, this assessment is subjective and requires highly trained clinicians, which can be costly and time-consuming. To overcome this limitation, computer vision-based solutions are currently being developed to analyze infant movements. These analyses are based on pose estimation, obtained from artificial intelligence models, and then artificial intelligence-based classification algorithms are used to determine whether the movements are normal or abnormal. In this article, we present the use of pose estimation as a computer vision method to analyze fidgety movements in children with cerebral palsy and compare these estimated movements with how artificial intelligence algorithms classify them. Finally, some challenges and future perspectives on this technology are identified.

Keywords: Cerebral Palsy; Child; Vision Systems, Computer; Artificial Intelligence; Imaging Diagnosis (Source: MeSH)

Citar como:

Maguiña AN, Vasquez-Roque CE. El rol de la inteligencia artificial en el método de estimación de pose para el diagnóstico temprano de la parálisis cerebral infantil: avances en la medicina de diagnóstico por imagen. *Investig Innov Clin Quir Pediatr.* 2023;1(1):83-89. doi:10.59594/iicqp.2023.v1n1.17

Autor correspondiente:

Alyssa N. Maguiña
Dirección: Av. Venezuela 2707. Urb Palomino block 1, entrada 2, dpto 22
Teléfono: +51969743145
Correo electrónico: alyssa.maguina@pucp.edu.pe

ORCID iDs

Alyssa N. Maguiña
 <https://orcid.org/0009-0006-3621-3472>
Carlos E. Vasquez-Roque
 <https://orcid.org/0009-0003-3553-749X>

Recibido: 07/04/2023
Aprobado: 30/05/2023
Publicado: 23/06/2023



Esta es una publicación con licencia de Creative Commons Atribución 4.0 Internacional.

INTRODUCCIÓN

La parálisis cerebral (PC) infantil está definida como un conjunto de condiciones neurológicas que se caracterizan por presentar alteraciones en el movimiento, afectando la postura, el tono muscular y la coordinación motora (1). Esto conlleva a la presencia de otros trastornos en casi todos los diagnosticados con PC, como lo son: sensitivos, cognitivos, perceptivos, musculoesqueléticos, entre otros; condicionando el pronóstico y calidad de vida del afectado (1).

La PC consiste en una patología no progresiva que aparece en las primeras etapas del desarrollo cerebral fetal e infantil y persiste durante toda la vida (2). Es la causa más frecuente de discapacidad motriz y se estima que afecta a una tasa que oscila entre 1,5 y más de 4 por cada 1000 nacidos vivos en todo el mundo (3). Diagnosticar esta enfermedad puede ser difícil, y a menudo no se confirma hasta los 18 meses de edad, o incluso más tarde en personas con síntomas leves (4).

Uno de los métodos tradicionales de diagnóstico de PC es la evaluación de motricidad general (GMA, por sus siglas en inglés) que fue desarrollada con el objetivo de entender los movimientos espontáneos en bebés (5,6). La GMA evalúa la complejidad y calidad de los movimientos corporales mediante la inspección visual de movimientos generales. Los movimientos inquietos (MI) son patrones distintivos de movimientos generales que se pueden observar desde las primeras etapas de la vida fetal hasta aproximadamente 20 semanas después. En el desarrollo típico del infante los MI varían en el desplazamiento y rotación de las extremidades del bebé en distintos ejes, además fluctúan en velocidad, intensidad, frecuencia, rango de movimiento y amplitud (7). En el caso de parálisis cerebral, los movimientos anormales se dan cuando no hay presencia de MI o existe variación en el patrón y complejidad del movimiento (8).

La GMA ha tenido una alta tasa de éxito comparado a otros métodos, como el examen neurológico y la ecografía craneal (9), ya que los MI son considerados un indicador confiable para el diagnóstico de PC en patrones anormales de los movimientos (10). Sin embargo, mantener esta práctica requeriría de personal clínico altamente capacitado y especializado que pueda interpretar estos movimientos, lo cual desemboca en consumo de tiempo y recursos. Asimismo, la GMA, al ser una evaluación por observación de movimiento, es subjetiva y no presenta resultados cuantitativos.

Actualmente, se busca automatizar la estimación de pose en bebés y la clasificación de la PC basado en GMA para disminuir el tiempo y los costos asociados a las evaluaciones clínicas manuales u observables. El mejorar la precisión del diagnóstico temprano de los niños con PC significaría que el paciente puede recibir un mejor tratamiento y monitoreo, buscando potenciar la neuroplasticidad del cerebro en desarrollo ya que puede ayudar a compensar los déficits asociados (cognitivos y del habla) y promover la recuperación y el aprendizaje de nuevas habilidades (11).

La Visión por Computadora (VC) ha surgido como una poderosa herramienta en el campo del diagnóstico temprano de la PC. Uno de los primeros métodos en desarrollar usando solo VC fue realizado por Adde et al. (12) que se basó en un

análisis de fotogramas de un vídeo en donde la asignación es de 0 o 1 en caso no exista o exista movimiento, respectivamente. En la actualidad, las soluciones se basan en usar métodos de VC combinados con Inteligencia Artificial (IA) para analizar los videos de los movimientos de los bebés y estimar la pose. Posteriormente, se emplean otros algoritmos de IA para clasificar estos movimientos en normales y anormales con el fin de ofrecer información cuantitativa, interpretable y precisa.

En este artículo se realizará una breve descripción y comparación sobre el método de estimación de pose para analizar los movimientos inquietos sobre PC en bebés y cómo se clasifican los mismos a través de algoritmos de IA. Además, se exponen algunos desafíos y consideraciones para el futuro de esta tecnología en relación a su implementación y uso en el diagnóstico de PC infantil.

Avances tecnológicos en la estimación de pose

Tradicionalmente, el diagnóstico de la PC se ha basado en métodos subjetivos como el análisis de movimientos inquietos usando GMA. Para abordar el problema de la subjetividad, múltiples enfoques de VC como el análisis de flujo óptico, el análisis de movimiento de imagen y el análisis de histograma, entre otros, han sido aplicados en el contexto de la PC para obtener información sobre los patrones de movimiento de los bebés (12–16). Sin embargo, estos métodos son afectados por factores externos en la adquisición de datos como por ejemplo la resolución de la cámara, el movimiento de la cámara, la iluminación, entre otros.

Uno de los métodos de VC más utilizados es el de estimación de pose que se basa en determinar la posición y orientación de un objeto en un entorno tridimensional a partir de una imagen o secuencia de imágenes. El objetivo es calcular la posición y orientación relativa del objeto con respecto a un sistema de coordenadas definido. Además, se considera que este método es más robusto frente a los factores externos anteriormente mencionados ya que es capaz de proporcionar información sobre el movimiento individual de distintas partes del cuerpo (17,18).

En los últimos años, se ha observado un creciente interés en la adición de la Inteligencia Artificial en el método de estimación de pose con el fin de obtener información objetiva y automatizada a partir de videos de bebés en movimiento. Estudios recientes han demostrado que el uso de algoritmos de IA empleados exclusivamente en la estimación de poses son potencialmente más precisos y permiten capturar características sutiles en los movimientos de bebés (19–22). Este método utiliza grandes cantidades de datos de entrenamiento para aprender patrones complejos de movimiento y posturas, lo cual les permite obtener mediciones precisas y confiables.

El proceso para realizar el diagnóstico de parálisis cerebral infantil con IA implica varias etapas (Figura 1). En primer lugar, se adquiere los datos necesarios a partir de bases de datos públicas o privadas que contienen videos grabados durante el cuidado clínico habitual o estudios específicos. Estos videos proporcionan información crucial sobre los movimientos de los infantes en situaciones reales. Luego,

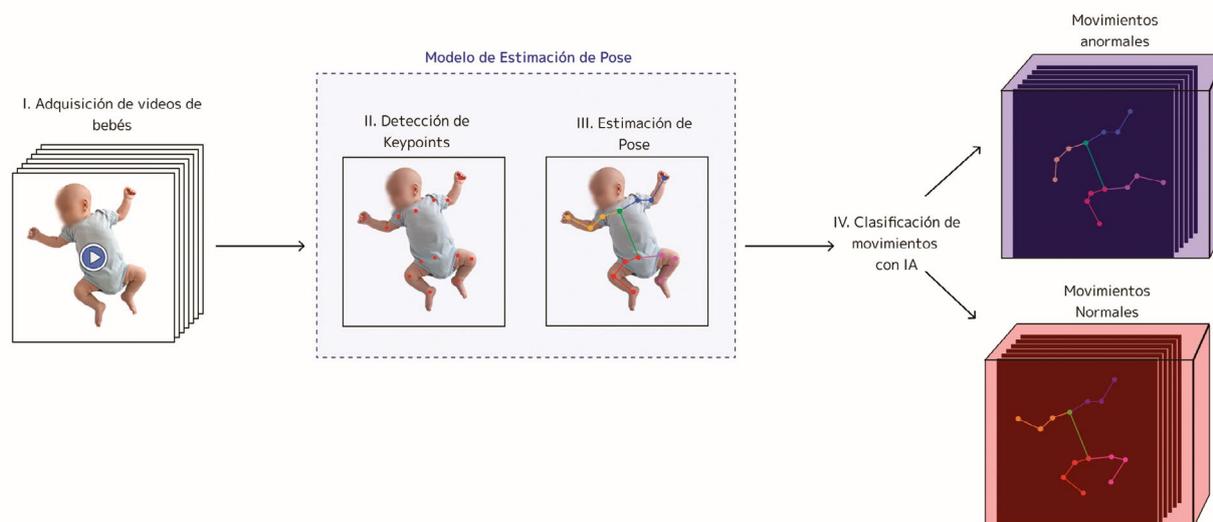


Figura 1. Mapa de procesos de estimación y clasificación de los movimientos anormales usando estimación de pose e IA. Elaboración propia.

se lleva a cabo la detección de keypoints, que consiste en identificar puntos clave en el cuerpo del infante, como las articulaciones y las extremidades. Esto se logra mediante algoritmos de VC que analizan los fotogramas del video y localizan estos puntos de interés. Una vez que se han detectado los keypoints, se procede a la estimación de la pose, en donde se emplea modelos y técnicas de IA para estimar la posición y orientación de las diferentes partes del cuerpo del infante en cada fotograma. Esto permite reconstruir la postura general y los movimientos del infante a lo largo del tiempo. Por último, se lleva a cabo la clasificación de los movimientos utilizando nuevamente técnicas de IA en donde se entrenan modelos para distinguir entre movimientos normales y anormales (23–26). Estos modelos se basan en características específicas extraídas de los keypoints y la pose estimada. De esta manera, se logra identificar y clasificar los movimientos que pueden indicar la presencia de PC.

Los estudios actuales emplean al menos uno de los tres tipos diferentes de fuente de datos que contribuyen a la investigación en el campo de la estimación de poses y el análisis de movimientos en infantes:

- Base de datos RVI-38 (27): Este conjunto de datos está conformado por videos auténticos de pacientes recopilados como parte del cuidado clínico habitual en el Royal Victoria Infirmary en Newcastle upon Tyne. Contiene 38 videos de infantes distintos, con edades comprendidas entre tres y cinco meses después de su nacimiento. Las tomas se capturaron según lo establecido en el GMA, es decir, orientación de vista superior, con el bebé acostado en posición supina. Los videos fueron grabados usando una cámara 1920 × 1080 a 25 FPS.
- Base de datos MINI-RGBD (28): Este conjunto de datos convierte movimientos reales capturados en un entorno clínico en modelos virtuales 3D a través de técnicas de renderización. El objetivo es mantener las características del movimiento del

infante y anonimizar las tomas. Se tiene 12 videos grabados desde una vista superior en posición supina y cada video tiene una duración de 40 segundos.

- Bases de datos privada: Constituye en videos grabados de cada estudio, usualmente grabados desde cámara de celular. Dentro de los requerimientos se considera un fondo limpio, ropa del infante clara y no distractores cerca como personas, juguetes, entre otros. Se tiene en cuenta la variabilidad de la luz, el fondo sin ruido, la resolución de la cámara y la resolución del lente focal (15)(29).

En la Tabla 1, se muestran las técnicas de estimación de pose que están basadas en modelos de redes neuronales convolucionales (CNN). Algunos de los modelos más destacados en esta categoría son Open Pose, CIMA-Pose, Efficient Pose y EfficientHourglass. Estos modelos emplean arquitecturas de redes neuronales profundas para identificar y localizar conjuntos de keypoints en todo el cuerpo, lo que posibilita la estimación de la pose en tiempo real. Por otro lado, SiamParseNet es otro modelo destacado que combina la segmentación de las partes del cuerpo con la estimación de pose, logrando mejorar la precisión en la detección y el seguimiento de movimientos.

Los avances más recientes en la clasificación de PC basados en la estimación de pose se resumen en la Tabla 2, donde se destacan los trabajos más relevantes en este campo (23-26, 29-32). Los resultados obtenidos en estos estudios han demostrado el potencial de la estimación de pose como una técnica prometedora para la evaluación clínica y el monitoreo del progreso en niños con PC, lo cual ha llevado a un creciente interés en su aplicación en investigaciones y aplicaciones clínicas relacionadas con esta condición neuromotora. El uso de distintos tipos de clasificadores para la misma base de datos o similar, demuestra la versatilidad de la tecnología y el aumento de modelos con precisión cada vez más alta.

DISCUSIÓN

El uso de modelos basados en CNNs es tendencia actual para la estimación de pose como el modelo OpenPose (33), que tiene una gran capacidad para obtener de manera precisa la pose de los bebés y capturar características sutiles de sus movimientos. También, han demostrado un potencial uso clínico en tareas como la clasificación de PC y han presentado un notable avance gracias al uso de modelos de aprendizaje profundo (CNN, LSTM, CRNN, APCM, entre otros) en contraste con modelos de aprendizaje automático tradicionales (SVM, LR, RF, LDA, entre otros). Como se observa en la Tabla II, los modelos de aprendizaje profundo presentan mejores resultados en su desempeño para la clasificación que los de aprendizaje automático.

A pesar de estos avances, es importante destacar que aún queda trabajo por hacer en términos de evaluar los recursos computacionales necesarios para utilizar estos modelos de manera eficiente en entornos clínicos. Por ejemplo, el modelo EfficientPose (34) propuesto recientemente busca abordar este desafío al proponer un enfoque más eficiente en términos de recursos computacionales.

Una de las ventajas clave de los métodos de aprendizaje profundo es su capacidad para capturar características sutiles de la estimación de pose y reconocimiento de actividad humana (35). Esta es particularmente valiosa en la clasificación de pose en bebés debido a la naturaleza irregular de los movimientos generales espontáneos de los bebés. Otra ventaja adicional es la escalabilidad, es decir la capacidad de los modelos para que sean aplicables en escenarios clínicos donde se requiere un alto rendimiento y una gran cantidad de datos. Sin embargo, también existen desafíos asociados como que los modelos de aprendizaje profundo requieren conjuntos de datos de gran tamaño para un entrenamiento efectivo y robusto, lo cual es problemático debido a la cantidad limitada de datos de poses de bebés en relación a la cantidad de datos adquiridos en adultos (36).

En contraste, si bien los modelos de aprendizaje automático tradicionales no presentaron los mejores resultados, sus ventajas radican en la interpretabilidad de este tipo de modelos, lo cual es importante en el contexto clínico, además de requerir menores recursos computacionales (37,38). No obstante, estos modelos suelen ser menos robustos ante el ruido y las variaciones en los datos de entrada, lo que puede afectar su desempeño en casos de movimientos irregulares, como es el caso de la PC.

Problemas encontrados y Direcciones futuras

La detección temprana y el diagnóstico de la PC son desafíos importantes en la atención médica infantil. La VC es un área de investigación que se encuentra en constante evolución y aunque ha demostrado ser una herramienta valiosa en el análisis de los movimientos inquietos en la PC infantil, todavía existen algunos problemas actuales que limitan la detección y la clasificación de los movimientos anormales. Algunos de estos se describen a continuación:

- La falta de estandarización: existen varias técnicas y enfoques diferentes para el diagnóstico de PC, lo que puede dificultar la comparación de los resultados entre diferentes estudios y limitar la capacidad de los investigadores para llegar a conclusiones sólidas.
- La variabilidad de los movimientos inquietos: la identificación y clasificación de los movimientos inquietos específicos puede ser un desafío, debido a que los síntomas de la PC infantil pueden variar de un paciente a otro y puede ser difícil desarrollar un modelo de IA que sea preciso para todos los pacientes.
- Limitación de los datos: se refiere a la gran escasez de videos de infantes ya que la gran mayoría está dirigido a adultos.

Tabla 1. Avances tecnológicos de la Estimación de Pose en bebés para el diagnóstico de PC

Autor/Año	Técnica para Estimación de Pose	Origen de los datos	Métricas
(Gross, 2021) (19)	Modelos basados en CNN (Open Pose, CIMA-Pose, Efficient Pose, EfficientHourglass)	Videos recopilados de 1424 grabaciones	PCK: 62.03 % (Open-Pose), 66.58% (CIMA-Pose), 81.59% (EfficientPose), 86.71% (EfficientHourglass)
(Wu Qingqiang, 2020) (20)	Open Pose	Videos - MINI-RGBD - RVI-38	PCP: 80.70% PCK: 86.10%
(Wu Qingqiang, 2021) (21)	Open Pose	MINI-RGBD	AJPE: 29.00 mm
(Haomiao Ni, 2022) (22)	SiamParseNet	Segmentación de Partes del Cuerpo - BWCH Dataset	PCK: 99.21%

CNN: Convolutional Neural Network, **PCK:** Percentage of Correct Keypoints, **PCP:** Percentage of Correctly Localized Parts, **AJPE:** Average Joint Position Error, **MINI-RGBD:** Moving Infants In RGB-D (base de datos), **BWCH:** Baoan Women's and Children's Hospital, **RVI:** Royal Victoria Infirmary (base de datos)

Tabla 2. Avances tecnológicos basados en Estimación de Pose en bebés con PC para la clasificación de MI

Autor/Año	Algoritmo de clasificación	Origen de los datos	Métricas(%)
(Wu Qingiang, 2023) (23)	APC Model	Videos - MINI-RGBD - RVI-38	PR: - MINI-RGBD: 91,67 - RVI-38: 94,74 SE: - MINI-RGBD: 100.00 - RVI-38: 100.00
(Haomiao Ni, 2022) (22)	CRNN	Segmentación de Partes del Cuerpo - BWCH Dataset	SE: 96.36
(Raghuram, 2022) (24)	LR	260 registros de recién nacidos recopilados en Sun-nybrook Health Sciences Centre (SHSC) y Bloorview Research Institute (BRI)	SE: 87,71 ES: 96.43 VPP: 66.67 VPN: 98.78
(Zhang, 2022) (25)	GCN	Videos - MINI-RGBD - RVI-38	PR: - MINI-RGBD: 100.00 - RVI-38: 97,37 SE: - MINI-RGBD: 100.00 - RVI-38: 83,33
(Sakkos, 2021) (26)	CNN y LSTM	Videos - MINI-RGBD - RVI-25	PR: - MINI-RGBD: 100.00 - RVI-25: 92,0 SE: - MINI-RGBD: 100.00 - RVI-25: 83,3
(Nguyen-Thai, 2021) (29)	SGACN	235 videos de bebés 14-15 semanas del Hospital de Australia	ROC: 0,82
(Reich, 2021) (30)	SMNN	Videos recopilados de 2800 grabaciones de Hospital Universitario de Graz	PR: 88.00 SE: 88.00 ES: 88.00
(Doroniewicz, 2020) (31)	SVM, RF, LDA	125 registros de recién nacidos recopilados en cooperación con la Unidad Neonatal del Hospital Público de Piekary Śląskie, Polonia	PR: - SVM: 80.23 - RF: 80.93 - LDA: 80:41 SE: - SVM: 71.36 - RF: 44.18 - LDA: 39.70
(Rahmati, 2014) (32)	SVM	Videos y Sensores de Movimiento	PR: - Videos: 87.00 - Sensores de Movimiento: 85.00 SE: - Videos: 50.00 - Sensores de Movimiento: 50.00

CNN: Convolutional Neural Network, **LSTM:** Long Short-Term Memory, **GCN:** Graph Convolutional Network, **APC:** Affinity Propagation Clustering, **LR:** Linear Regression, **CRNN:** Convolutional Recurrent Neural Network, **SVM:** Support Vector Machine, **RF:** Random Forest, **LDA:** Linear Discriminant Analysis, **SGACN:** Spatial Attention Graph Convolutional Network, **SMNN:** Shallow Multilayer Neural Network, **PR:** Precisión, **SE:** Sensibilidad, **ES:** Especificidad, **VPP:** Valor Predictivo Positivo, **VPN:** Valor Predictivo Negativo, **BWCH:** Baon Women’s and Children’s Hospital, **ROC:** Receiver Operating Characteristic, **MINI-RGBD:** Moving Infants In RGB-D (base de datos), **RVI:** Royal Victoria Infirmary (base de datos).

- La escasez de datos: los conjuntos de datos sintéticos y reales están sesgados hacia los usuarios con movimientos anormales, es decir, se tiene el doble o el triple de vídeos de movimientos anormales en comparación con el control (usuarios con movimientos normales).

En cuanto a las direcciones futuras, se podría: 1) incorporar datos clínicos adicionales para como la edad del paciente, el tipo y la gravedad de la PC, y 2) aumentar los datos de entrenamiento. Esto implicaría el incremento de la precisión del modelo de IA, lo cual desemboca en un mejor diagnóstico de movimientos anormales.

Los métodos de VC para la investigación de pacientes con PC infantil en el Perú podrían ser una herramienta útil para mejorar la calidad de vida de los pacientes. Esta tecnología permite un diagnóstico temprano y un tratamiento adecuado, lo cual puede reducir el tiempo y los costos asociados con la enfermedad, especialmente en zonas rurales y remotas del país. Sin embargo, para lograr su implementación efectiva en el Perú, es necesario adaptar los modelos de Inteligencia Artificial a la población local, teniendo en cuenta los factores socioculturales, los tipos de tratamientos y las condiciones de atención médica, que pueden diferir de los de otros países. Además, se requiere capacitar a los profesionales de la salud en el uso de la tecnología de VC y mejorar la accesibilidad a la misma para su uso eficaz.

Conclusión

La implementación de una tecnología de este tipo en el Perú podría marcar un precedente importante en el uso de la Inteligencia Artificial en conjunto con los métodos de VC en el diagnóstico de la PC infantil ya que hasta el momento no existe ninguna institución de salud peruana que haya implementado algo similar; inclusive en la guía de práctica clínica del Instituto Nacional de Rehabilitación (INR) del Perú no existe una sección de VC ni IA (39). Por otra parte, el creciente avance en la capacidad de estas tecnologías permite que sean utilizadas en una variedad de aplicaciones clínicas, y su uso en el diagnóstico y/o tratamiento de enfermedades mejoraría significativamente la calidad de vida del paciente (40).

Finalmente, es importante señalar la necesidad de trabajar en la creación de conjuntos de datos estandarizados para la evaluación y comparación de los algoritmos de Inteligencia Artificial utilizados en la detección de la PC. Esto fomentaría la colaboración y la comparación de resultados con la comunidad científica, lo que a su vez permitiría el avance en la implementación de esta tecnología en la práctica clínica.

Contribución de autoría: ALMD y CEVR conceptualizaron, investigaron, redactaron y revisaron la versión final del manuscrito. ALMD supervisó, revisó y preparó las correcciones de los entregables.

Financiamiento: Autofinanciado

Conflictos de intereses: Los autores declaran no tener conflictos de interés.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Bax M, Goldstein M, Rosenbaum P, Leviton A, Paneth N, Dan B, et al. Proposed definition and classification of cerebral palsy, April 2005. *Dev Med Child Neurol*. 2005 Aug;47(8):571–6.
2. van Lieshout P, Candundo H, Martino R, Shin S, Barakat-Haddad C. Onset factors in cerebral palsy: A systematic review. *Neurotoxicology* [Internet]. 2017 Jul [cited 2023 Apr 21];61. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27045882/>
3. CDC. Data and Statistics for Cerebral Palsy [Internet]. Centers for Disease Control and Prevention. 2022 [cited 2023 Apr 21]. Available from: <https://www.cdc.gov/ncbddd/cp/data.html>
4. Marcroft C, Khan A, Embleton ND, Trenell M, Plötz T. Movement Recognition Technology as a Method of Assessing Spontaneous General Movements in High Risk Infants. *Front Neurol* [Internet]. 2015 Jan 9 [cited 2023 Apr 21];5. Available from: <http://dx.doi.org/10.3389/fneur.2014.00284>
5. Prechtl HF, Einspieler C, Cioni G, Bos AF, Ferrari F, Sontheimer D. An early marker for neurological deficits after perinatal brain lesions. *Lancet*. 1997 May 10;349(9062):1361–3.
6. Prechtl HF. Qualitative changes of spontaneous movements in fetus and preterm infant are a marker of neurological dysfunction. *Early Human Development*. 1990; 23(3):151–8.
7. Peyton C, Einspieler C. General Movements: A Behavioral Biomarker of Later Motor and Cognitive Dysfunction in NICU Graduates. *Pediatr Ann*. 2018 Apr 1;47(4):e159–64.
8. Ricci E, Einspieler C, Craig AK. Feasibility of Using the General Movements Assessment of Infants in the United States. *Phys Occup Ther Pediatr*. 2018 Aug;38(3):269–79.
9. Margot Bosanquet, Lisa Copeland, Robert Ware, Roslyn Boyd. A systematic review of tests to predict cerebral palsy in young children. *Developmental Medicine & Child Neurology*. 2013 Apr 11;55(5):418–26.
10. Einspieler C, Prechtl HF, Ferrari F, Cioni G, Bos AF. The qualitative assessment of general movements in preterm, term and young infants - review of the methodology. *Early Hum Dev*. 1997 Nov 24;50(1):47–60.
11. Fatima Yousif Ismail, Ali Fatemi, Michael V Johnston. Cerebral plasticity: Windows of opportunity in the developing brain. *European journal of paediatric neurology: EJPN: official journal of the European Paediatric Neurology Society*. 2017;21(1):23–48.
12. Lars Adde, Jorunn L Helbostad, Alexander R Jensenius, Gunnar Taraldsen, Kristine H Grunewaldt, Ragnhild Støen. Early prediction of cerebral palsy by computer-based video analysis of general movements: a feasibility study. *Developmental medicine and child neurology*. 2010;52(8):773–8.
13. Orlandi S, Raghuram K, Smith CR, Mansueto D, Church P, Shah V, et al. Detection of Atypical and Typical Infant Movements using Computer-based Video Analysis. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*. 2018 Jul;2018:3598–601.
14. Stahl A, Schellewald C, Stavadahl Ø, Aamo OM, Adde L, Kirkerød H. An optical flow-based method to predict infantile cerebral palsy. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2012 Jul;20(4):605–14.
15. Støen R, Songstad NT, Silberg IE, Fjørtoft T, Jensenius AR, Adde L. Computer-based video analysis identifies infants with absence of fidgety movements. *Pediatr Res*. 2017 Oct;82(4):665–70.
16. McCay KD, Ho ESL, Marcroft C, Embleton ND. Establishing Pose Based Features Using Histograms for the Detection of Abnormal Infant Movements. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*. 2019 Jul;2019:5469–72.

17. Chambers C, Seethapathi N, Saluja R, Loeb H, Pierce SR, Bogen DK, et al. Computer Vision to Automatically Assess Infant Neuromotor Risk. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2020 Nov;28(11):2431–42.
18. Chen Y, Tian Y, He M. Monocular human pose estimation: A survey of deep learning-based methods. *Comput Vis Image Underst.* 2020 Mar 1;192:102897.
19. Daniel Groos, Lars Adde, Ragnhild Støen, Heri Ramampiaro, Espen A.F. Ihlen. Towards human-level performance on automatic pose estimation of infant spontaneous movements. *Comput Med Imaging Graph.* 2022 Jan 1;95:102012.
20. Wu Q, Xu G, Zhang S, Li Y, Wei F. Human 3D pose estimation in a lying position by RGB-D images for medical diagnosis and rehabilitation. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2020 Jul;2020:5802–5.
21. Wu Q, Xu G, Wei F, Chen L, Zhang S. RGB-D Videos-Based Early Prediction of Infant Cerebral Palsy via General Movements Complexity. *IEEE Access.* 2021;9:42314–24.
22. Haomiao Ni, Yuan Xue, Liya Ma, Qian Zhang, Xiaoye Li, Sharon X. Huang. Semi-supervised body parsing and pose estimation for enhancing infant general movement assessment. *Med Image Anal.* 2023 Jan 1;83:102654.
23. Wu Q, Qin P, Kuang J, Wei F, Li Z, Bian R, et al. A Training-Free Infant Spontaneous Movement Assessment Method for Cerebral Palsy Prediction Based on Videos. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2023;31:1670–9.
24. Raghuram K, Orlandi S, Church P, Luther M, Kiss A, Shah V. Automated Movement Analysis to Predict Cerebral Palsy in Very Preterm Infants: An Ambispective Cohort Study. *Children.* 2022 Jun 7;9(6):843.
25. Zhang H, Shum HPH, Ho ESL. Cerebral Palsy Prediction with Frequency Attention Informed Graph Convolutional Networks. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2022 Jul;2022:1619–25.
26. Sakkos D, Mccay KD, Marcroft C, Embleton ND, Chattopadhyay S, Ho ESL. Identification of Abnormal Movements in Infants: A Deep Neural Network for Body Part-Based Prediction of Cerebral Palsy. *IEEE Access.* 2021;9:94281–92.
27. McCay KD, Hu P, Shum HPH, Woo WL, Marcroft C, Embleton ND, et al. A Pose-Based Feature Fusion and Classification Framework for the Early Prediction of Cerebral Palsy in Infants. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2022 Jan 28;30:8–19.
28. Medical Infant Motion Analysis [Internet]. Fraunhofer Institute of Optronics, System Technologies and Image Exploitation IOSB. 2021 [cited 2023 May 26]. Available from: <https://www.iosb.fraunhofer.de/en/competences/image-exploitation/object-recognition/sensor-networks/motion-analysis.html>
29. Nguyen-Thai B, Le V, Morgan C, Badawi N, Tran T, Venkatesh S. A Spatio-Temporal Attention-Based Model for Infant Movement Assessment From Videos. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2021 Oct;25(10):3911–20.
30. Reich S, Zhang D, Kulvicius T, Bölte S, Nielsen-Saines K, Pokorny FB, et al. Novel AI driven approach to classify infant motor functions. *Sci Rep.* 2021 May 10;11(1):1–13.
31. Doroniewicz I, Ledwoń DJ, Affanasowicz A, Kieszczyńska K, Latos D, Matyja M, et al. Writhing Movement Detection in Newborns on the Second and Third Day of Life Using Pose-Based Feature Machine Learning Classification. *Sensors.* 2020 Oct 22;20(21):5986.
32. Rahmati H, Aamo OM, Stavdahl Ø, Dragon R, Adde L. Video-based early cerebral palsy prediction using motion segmentation. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2014;2014:3779–83.
33. Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei SE, Sheikh Y. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell.* 2021 Jan;43(1):172–86.
34. Bukschat Y, Vetter M. EfficientPose: An efficient, accurate and scalable end-to-end 6D multi object pose estimation approach [Internet]. arXiv [cs.CV]. 2020. Available from: <http://arxiv.org/abs/2011.04307>
35. Dang Q, Yin J, Wang B, Zheng W. Deep learning based 2D human pose estimation: A survey. *Tsinghua Sci Technol.* 2019 Dec;24(6):663–76.
36. Huang X, Fu N, Liu S, Ostadabbas S. Invariant Representation Learning for Infant Pose Estimation with Small Data. In: 2021 16th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2021). 2021. p. 1–8.
37. Janiesch C, Zscheck P, Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets.* 2021 Apr 8;31(3):685–95.
38. O'Mahony N, Campbell S, Carvalho A, Harapanahalli S, Hernandez GV, Krpalkova L, et al. Deep Learning vs. Traditional Computer Vision. *Advances in Computer Vision.* 2020;128–44.
39. Flores AR. Guía de práctica clínica para la atención de rehabilitación de parálisis cerebral infantil en el Instituto Nacional de Rehabilitación [Internet]. [cited 2023 May 24]. Available from: <https://www.inr.gob.pe/transparencia/transparencia%20inr/resoluciones/2015/RD%20348-2015-SA-DG-INR.pdf>
40. Nelson Silva, Dajie Zhang, Tomas Kulvicius, Alexander Gail, Carla Barreiros, Stefanie Lindstaedt, Marc Kraft, Sven Bölte, Luise Poustka, Karin Nielsen-Saines, Florentin Wörgötter, Christa Einspieler, Peter B. Marschik. The future of General Movement Assessment: The role of computer vision and machine learning – A scoping review. *Res Dev Disabil.* 2021 Mar 1;110:103854.