La Ciencia de Datos como Elemento Transformador en el Sector de la Salud

Juan José Restrepo Rosero

# Introducción

Este informe se adentra en el emocionante mundo de la Ciencia de Datos aplicada a problemas del mundo real, explorando tres casos de estudio que demuestran las capacidades y la versatilidad de las técnicas de análisis y predicción en el área de la salud. Cada proyecto representa un esfuerzo valioso para mejorar la toma de decisiones y la eficiencia operativa a través de la aplicación ingeniosa de algoritmos de Machine Learning y analítica de datos. El caso 1 nos muestra las dinámicas empleadas durante la pandemia de COVID-19 en Cali, seguido del caso 2, una interfaz cerebro-columna vertebral que puede restaurar esta comunicación y por último, el caso 3, un modelo para optimizar a decisión clínica para la planificación de cuidados adaptándose al feedback secuencial de las decisiones pasadas. A lo largo de este informe, será posible darse cuenta de cómo estas iniciativas han abordado desafíos específicos y han logrado resultados impactantes.

# Modelo de Caso 1: Análisis de Dinámicas del Sector Salud en Cali durante la Pandemia. [1] [2]

El proyecto se llevó a cabo en la ciudad de Cali, Colombia, en respuesta a una convocatoria del Min Ciencias con la cual quería dar respuesta a algunas de las dificultades desde la ciencia que traía consigo la pandemia de COVID-19. Como respuesta, el centro de la Alianza CAOBA preparó una propuesta de cinco proyectos, dentro de los cuales uno fue liderado por Camilo Rocha, Decano de la Facultad de Ingeniería en la Universidad Javeriana en Cali.

El propósito principal fue aprovechar la ciencia de datos para entender y mitigar las dinámicas del sector salud en relación con la llegada de la pandemia a Colombia, enfocándose en evaluar el impacto de la propagación del virus en la ocupación de centros de salud, la dinámica de vacunación en niños y otras actividades que se podían ver entorpecidas por la ocupación de centros de salud.

El proyecto se dividió en varias etapas clave. La primera tuvo que ver con la obtención de los datos, siendo esta la etapa con mayor importancia debido a que se necesitaban datos de buena calidad, es decir, que estos provinieran de fuentes confiables y disponibles. Además, era necesario contar con un modelo de gobernanza, en otras palabras, una estructura sólida para su gestión y con reglas claras a llevar a cabo. Sin embargo, los investigadores no tenían claro que se necesitaba un modelo gobernanza porque en principio quienes iban a suministrar los datos eran todos agentes del estado y esa información contaba con cierta variedad y heterogeneidad al provenir del sector central de la salud, por lo que los datos no siempre coincidían ocasionando que la metodología de trabajo no funcionara correctamente. En respuesta a esto, se buscó involucrar al Ministerio de Salud, al Instituto Nacional de Salud y a la Alcaldía de Cali para buscar un acuerdo en donde el equipo de investigación pudiese acceder y hacer uso de esos datos de manera conjunta bajo ciertas restricciones de confidencialidad.

Luego de haber obtenido los datos, se realizó un planteamiento de dos preguntas: ¿Cuáles eran las dinámicas de propagación del virus? ¿Y cómo estas dinámicas podrían entrar a sugerir a quienes planean cómo utilizar estos recursos, a asignar en diferentes centros de salud las personas que estaban contagiadas y principalmente con afectaciones graves de salud?

Después de tener claras las preguntas de investigación, en la segunda etapa se procedió a realizar una exploración de herramientas y técnicas disponibles que se podrían emplear para encontrar respuestas a dichos interrogantes, evitando hacer los procesos de analítica desde cero.

En el proceso de modelación y análisis se aplicaron técnicas avanzadas de análisis de datos para identificar patrones en la propagación del virus y su impacto en el sistema de salud. Una teselación hexagonal se empleó para predecir la aparición de brotes en diferentes áreas geográficas y momentos, como por ejemplo, calcular las probabilidades de tener un brote en ciertas zonas de la ciudad y el tiempo estimado. También se logró predecir cuáles eran un centro de salud más golpeados por estas olas de personas que llegarían a solicitar ayuda médica, aunque se espera que se continue con la posibilidad de pronosticar el nivel de gravedad, bajo, media o alto de los pacientes afectados.

Finalmente, los resultados fueron presentados de manera dinámica a través de tableros de control en tiempo real, los cuales permitieron visualizar la información que arrojaban los modelos de manera clara y accesible, lo que facilitó la toma de decisiones informadas en base las consultas que los interesados realizaban como las clasificaciones y las predicciones.

A nivel técnico, el proyecto dejó bastantes aprendizajes, como son el reto de trabajar con datos de los referenciados y temporalmente marcados, en donde para contrarrestar esto, se aplicaron técnicas de analítica de datos de redes complejas para poder hacer esta predicción y estas causalidades en tiempo y espacio que finalmente dan soporte a los modelos.

A nivel ético, se dejaron lecciones en cuanto la forma en que se trabajan con datos que información sensible de personas, como su estado de salud. Dado esto, es importante ser cuidadoso con la forma en que se utilizan y la forma en que los comparten, entonces los investigadores para cumplir con la confidencialidad aplicaron técnicas de administración de los datos para que ese compromiso que tenían con las entidades gubernamentales de usar los datos se mantuviera únicamente en ese grupo, es decir, se buscaba que no hubiese filtraciones a otras entidades. Los impactos positivos y negativos del modelo para cada stakeholder identificado se presentan en la Tabla I (Ver Tabla I).

TABLA I

Impactos del Proyecto caso 1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Grupos de interés:** | **Tipos de impacto** | **Impacto positivo** | **Impacto negativo** |
| **Instituciones de Salud y Gobierno** | Técnico | Mayor eficiencia en la asignación de recursos y toma de decisiones basadas en datos precisos y en tiempo real. | Posibles desafíos en cuanto la implementación y adaptación de las herramientas tecnológicas utilizadas en el proyecto. |
| Social y económico | 1. Optimización de recursos médicos, reducción de costos operativos y una administración más efectiva en cuanto a la atención de los pacientes.  2. Mejora de la calidad y confianza de los usuarios ante el sistema de salud. | Riesgo de compartir datos sensibles de pacientes y privacidad de manera inadecuada si no se aplican medidas de seguridad y ética adecuadas. |
| **Población en General** | Técnico | Acceso a información actualizada y precisa sobre la propagación del virus y los riesgos asociados en áreas específicas. | Exceso de información o malinterpretación de los datos podría generar confusiones y noticias falsas en la población. |
| Social y económico | 1. Mayor conciencia pública sobre la situación, lo que puede conducir a un comportamiento más responsable y a la adopción de medidas preventivas.  2. Posible reducción de los costos personales asociados a la atención médica debido a una mejor gestión del sistema de salud. | Posible aumento de la preocupación generalizada si se comunican predicciones de brotes o situaciones graves sin el contexto adecuado. |
| **Empresarios - Inversionistas** | Técnico | Adopción de enfoques y técnicas exitosas empleadas en el proyecto, mejorando sus propias estrategias de análisis y despliegue de modelos ante contextos similares. | Puede generar competencia en la adopción de técnicas y métodos de análisis similares, afectando la ventaja competitiva. |
| Colaborativo | Fomenta la colaboración entre instituciones educativas y profesionales en el campo de la ciencia de datos y la salud. | Posibles desafíos en la distribución de créditos y reconocimientos entre colaboradores y equipos participantes. |

*Fuente: Elaboración propia*

# Modelo de Caso 2: Walking naturally after spinal cord injury using a brain–spine interface.[3]

El proyecto se llevó a cabo en el Centro Hospitalario Universitario de Vaud (CHUV), en Lausana, Suiza, en donde se enroló a un hombre de 38 años con una lesión incompleta de la médula espinal cervical (C5/C6) que ocurrió diez años antes en un accidente de bicicleta. Inicialmente, el paciente se involucró en un programa de neurorrehabilitación de cinco meses respaldado por estimulación eléctrica epidural específica de la médula espinal, permitiéndole recuperar la capacidad de caminar con la ayuda de un andador de rueda delantera.

El proyecto se llevó a cabo como parte del ensayo clínico "Stimulation Movement Overground (STIMO)-BSI" con el fin de restaurar la comunicación entre el cerebro y la médula espinal para permitir el control voluntario de la actividad muscular y, por ende, restablecer la capacidad de caminar en personas con tetraplejia crónica debido a una lesión en la médula espinal. Además de lograr un control más natural y adaptativo del movimiento para mejorar la movilidad y calidad de vida del participante.

Este estudio involucró evaluaciones funcionales antes de la implantación de los dispositivos corticales, el procedimiento neuroquirúrgico, un período de 6 semanas durante el cual se calibraron varios y un período de 15 semanas de neurorrehabilitación con fisioterapeutas decodificadores y se establecieron bibliotecas de estimulación de la médula espinal. Al final del período de neurorrehabilitación, el participante salió de la fase de participación activa del ensayo clínico y se le ofreció la oportunidad de continuar usando el BSI en casa. En las evaluaciones se incluyó lo siguiente;

1. **Población de estudio:** el estudio fue realizado por medio de un ensayo clínico en el contexto de STIMO-BSI con un participante de 38 años con una lesión incompleta de la médula espinal de nivel C5/C6, ocasionado por un accidente de bicicleta 10 años antes.
2. **Implantación neuroquirúrgica:** se llevaron a cabo intervenciones neuroquirúrgicas para implantar dos sistemas completamente integrados en el participante. La identificación de regiones corticales relacionadas con la intención de mover las extremidades inferiores se logró mediante datos de imágenes anatómicas y funcionales, permitiendo ubicar óptimamente los implantes ECoG para descifrar los movimientos. Utilizando neuronavegación, los implantes se posicionaron quirúrgicamente, permitiendo grabar la actividad cerebral y estimular la médula espinal de forma inalámbrica y en tiempo real.
3. **Calibración del Brain-Spine Interface (BSI):** se desarrolló un algoritmo para calibrar el BSI y permitir que el participante controlara de manera voluntaria la activación muscular de sus extremidades inferiores, lo que le permitió generar movimientos de caminar y estar de pie. La calibración se basó en la extracción de características espaciales, espectrales y temporales de las señales electrocorticográficas (ECoG) registradas desde la corteza sensoriomotora.

Se configuraron programas de estimulación epidural eléctrica de la médula espinal para modular conjuntos específicos de grupos de neuronas motoras, lo que permitió controlar la extensión y flexión de las articulaciones involucradas en el caminar.

1. **Recuperación inmediata de la marcha natural:** La efectividad del BSI se demostró al elevar voluntariamente el pie mientras se estaba de pie. Con solo 5 minutos de calibración, el BSI incrementó significativamente la actividad muscular, especialmente en los flexores de cadera. Del mismo modo, la misma configuración se usó para caminar con muletas, permitiendo un control continuo e intuitivo de la marcha. Al apagar el BSI, el participante perdía instantáneamente la capacidad de dar pasos, pero al volver a encenderlo, recuperaba la marcha.

Además, se evaluó el impacto utilizando análisis de componentes principales (PCA) en la cinemática y actividad muscular durante la marcha, logrando patrones de marcha similares a los de personas saludables, permitiendo caminar con muletas de forma independiente. Aunque ocasionalmente había desacuerdos entre las detecciones y las intenciones del participante con sensores de movimiento, el BSI mejoró significativamente la calidad y naturalidad de la marcha, generando un efecto positivo en la percepción subjetiva y objetiva de la recuperación de la marcha natural.

1. **Navegación sobre terreno complejo:** aunque el participante había logrado recuperar la marcha básica con estimulación, aún tenía dificultades para realizar transiciones de estar de pie a caminar, detenerse y caminar en superficies no planas y tampoco podía adaptar sus movimientos de las extremidades inferiores para sortear obstáculos o subir escaleras.

Para abordar estas limitaciones, se crearon modelos que imitaban las condiciones de estas actividades. En primer lugar, se evaluó la capacidad de caminar en terrenos empinados que requerían adaptación de la actividad muscular. Con el BSI, el participante pudo subir y bajar una rampa empinada de manera fluida, siendo dos veces más rápido que sin estimulación. Además, el BSI permitió una mayor amplitud de movimiento al enfrentar escalones, superar obstáculos y adaptarse a terrenos cambiantes. Estas tareas se realizaron utilizando la misma configuración del BSI, demostrando su capacidad para respaldar una amplia variedad de tareas con diferentes desafíos.

1. **Estabilidad a largo plazo del BSI:** posteriormente, se evaluó la estabilidad del BSI, cuantificando la constancia de las señales corticales y los decodificadores a lo largo del tiempo, así como la necesidad de ajustar los programas de estimulación. Las señales corticales tuvieron cambios modestos en sus características espectrales luego de un mes largo. Estas señales de ECoG demostraron tener una estabilidad durante los meses subsiguientes. La disminución en la potencia espectral fue mínima, con un promedio de solo 0.03 dB por día, siendo un factor crucial para el rendimiento del BSI, permitiendo el control progresivo de seis articulaciones con el mismo decodificador, incluso con un intervalo de dos meses entre las sesiones.

Esta solidez se aprovechó en la neurorrehabilitación, recalibrando el BSI solo cuando era necesario para optimizar el rendimiento funcional.

Aunque las características cerebrales permanecieron constantes, hubo un aumento gradual en la profundidad de modulación, indicando mejoras en la capacidad del participante para controlar la actividad cerebral al operar el BSI. Los rangos ideales de amplitudes de estimulación, dependiendo de la configuración de electrodos y músculos, se mantuvieron constantes durante un año de uso, y los umbrales de estimulación no cambiaron con el tiempo.

1. **Recuperación neurológica e Integración de BSI en la Vida Diaria:** el participante completó 40 sesiones de neurorrehabilitación que abarcaron diversas actividades como caminar con BSI, movimientos específicos y equilibrio, junto con fisioterapia estándar. Este programa de neurorrehabilitación resultó en mejoras notables en el control de los músculos flexores de la cadera y los movimientos asociados sin estimulación. Estas mejoras se relacionaron con avances en las habilidades sensoriales y motoras, así como en la capacidad para pararse y caminar. Las evaluaciones clínicas convencionales, como pruebas de caminata y equilibrio, también reflejaron mejoras significativas. La configuración es rápida, en menos de 5 minutos, brindando al participante la opción de usar el BSI para la rehabilitación o actividades diarias. Durante 7 meses de uso doméstico, el participante experimentó mejoras continuas en la calidad de vida, permitiendo actividades cotidianas como caminar independientemente, entrar y salir de vehículos o socializar de pie en un bar, respaldadas por un cuestionario de evaluación de impacto psicosocial.

A continuación, se presentan los aspectos positivos y negativos identificados para cada stakeholder (Ver Tabla II).

TABLA II

Impactos del Proyecto caso 2

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Grupos de interés:** | **Tipos de impacto** | **Impacto positivo** | **Impacto negativo** |
| **Participante del ensayo clínico** | Personal y Médico | Recupera la movilidad, mejora la calidad de vida | Riesgos quirúrgicos, dedicación al ensayo clínico. |
| Familia y Cuidadores | Mayor independencia y bienestar. | Preocupaciones por riesgos y cambios familiares. |
| **Equipo Médico e Investigación** | Industria de la Salud y Fabricantes de Dispositivos Médicos: | 1. Contribución a la investigación y mejora de vidas.  2. Oportunidades comerciales y avances tecnológicos. | 1. Presión regulatoria, responsabilidad de seguridad.  2. Restricciones regulatorias, riesgo financiero, presión por resultados positivos. |
| Público en General y Comunidad Médica | Avances en neurorrehabilitación y conocimiento médico. | Cuestionamientos éticos y sociales sobre la tecnología implementada en humanos. |

*Fuente: Elaboración propia*

# Modelo de Caso 3: Bandit-supported care planning for older people with complex health and care needs. [4]

El proyecto se llevó a cabo en el contexto de la atención a largo plazo para personas mayores en hogares de ancianos en Corea del Sur. Los datos se recopilaron durante un período de seis meses, comprendido entre abril de 2015 y diciembre de 2016, como parte del programa de gestión de atención mejorada por Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC) denominado Systems for Person-centered Elder Care (SPEC).

El objetivo primordial del proyecto consistía en abordar el desafío de mejorar la calidad de la atención brindada a personas mayores que residen en hogares de ancianos. Dado el aumento de la población de adultos mayores y la escasez de proveedores de atención, se buscaba crear un modelo de planificación de atención asistido por inteligencia artificial que permitiera una atención personalizada a pesar de los recursos limitados. El enfoque principal era optimizar las decisiones clínicas de planificación de atención a través de algoritmos de "bandit".

El proyecto se desarrolló en varias etapas en las cuales, para abordar el problema de datos incompletos, se emplearon modelos de aprendizaje automático, como Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) y Light Gradient Boosting Machine (LGBM), para imputar recompensas faltantes. Estos modelos permitieron estimar las recompensas que habrían resultado de otras intervenciones no elegidas en el conjunto de datos real. se aplicaron algoritmos de "bandit", específicamente los algoritmos LinUCB y LinTS, que optimizaron la selección de intervenciones en función de las características del paciente y las recompensas estimadas. A continuación, se da un mayor detalle de las etapas:

1. **Preprocesamiento de los datos**: el proyecto comenzó con la recopilación de datos empíricos del programa Systems for Person-centered Elder Care (SPEC). Estos datos incluían características demográficas y de salud de 278 residentes en 10 hogares de ancianos, así como información sobre las intervenciones de atención y si se previno la pérdida de actividades de la vida diaria (ADL). Sin embargo, se observó que los datos estaban incompletos, especialmente en lo que respecta a las recompensas para las acciones no seleccionadas. Para abordar este desafío, se aplicaron modelos de aprendizaje automático, como Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF) y Light Gradient Boosting Machine (LGBM), para imputar las recompensas faltantes. Estos modelos estimaron las recompensas que habrían resultado de las intervenciones no elegidas en el conjunto de datos real.
2. **Selección de algoritmos de bandit:** una vez que se imputaron las recompensas faltantes, el siguiente paso fue aplicar algoritmos de "bandit" para optimizar la selección de intervenciones basadas en las características del paciente y las recompensas estimadas. Se eligieron dos algoritmos específicos: LinUCB y LinTS. LinUCB es un algoritmo de bandit contextual que utiliza el enfoque de upper confidence bound para seleccionar la acción óptima. Por otro lado, LinTS utiliza ideas bayesianas para equilibrar la exploración y la explotación.
3. **Aplicación de algoritmos de bandit**: se implementaron los algoritmos LinUCB y LinTS en los datos completamente imputados. El proceso de aplicación simuló la situación en la que los residentes eran admitidos en los hogares de ancianos de manera secuencial. Cada vez que un residente ingresaba, los algoritmos seleccionaban un subconjunto de 20 intervenciones, recibían las recompensas correspondientes estimadas por el modelo LGBM y actualizaban las estimaciones de las recompensas y las matrices de covariables. A medida que se acumulaban más datos, los algoritmos aprendían el modelo de recompensas y podían tomar decisiones más acertadas en términos de atención al paciente.
4. **Comparación y evaluación de resultados:** los resultados se evaluaron en términos de "regret", que mide la diferencia entre la recompensa esperada de la mejor acción y la recompensa obtenida por la acción seleccionada. Se observó que, a medida que los algoritmos acumulaban más datos y aprendían el modelo de recompensa, su rendimiento mejoraba significativamente, especialmente el gráfico de "cumulative regret", el cual mostró cómo ambos algoritmos superaron gradualmente el desempeño de los administradores de cuidado (nurses) en términos de toma de decisiones óptimas.

Sin embargo, a lo largo de estas fases del proyecto, se presentaron varios desafíos que el equipo tuvo que afrontar para el éxito de la investigación. De esto se destacan:

1. **Datos incompletos:** dado que los algoritmos de "bandit" dependen de las recompensas para aprender y tomar decisiones, la falta de esta información podría afectar significativamente la capacidad de los algoritmos para realizar selecciones óptimas. Para superar este desafío, se aplicaron modelos de aprendizaje automático, como SVM, RF y LGBM, para imputar las recompensas faltantes. Estos modelos aprovecharon las características de los pacientes y las intervenciones para estimar las recompensas que habrían resultado de las acciones no elegidas. Esto permitió una evaluación más completa de las decisiones de atención y una mejor representación de los resultados en el análisis.
2. **Selección de algoritmos:** elegir los algoritmos de "bandit" adecuados fue fundamental. LinUCB y LinTS se seleccionaron debido a su capacidad para abordar problemas de bandit contextual y su equilibrio entre exploración y explotación.
3. **Rendimiento en tiempo real:** los algoritmos de "bandit" deben tomar decisiones en tiempo real para cada paciente nuevo. Esto implicó desarrollar soluciones eficientes para que los algoritmos pudieran realizar cálculos y selecciones rápidas sin comprometer la calidad de las decisiones. Además, se consideraron aspectos de escalabilidad para garantizar que los algoritmos pudieran manejar un alto volumen de pacientes y datos en un entorno en tiempo real.
4. **Interpretación y evaluación de resultados:** interpretar y evaluar los resultados de los algoritmos de "bandit" en comparación con las decisiones de los administradores de cuidado fue un desafío clave. Se requirió una comprensión profunda de cómo los algoritmos estaban aprendiendo y mejorando con el tiempo. Además, se consideraron métricas de evaluación adecuadas, como el "regret", para medir la diferencia entre las recompensas esperadas y las recompensas obtenidas por las acciones seleccionadas. La comparación rigurosa y detallada de los resultados ayudó a validar la eficacia y el impacto de los algoritmos propuestos.

Finalmente, se lograron identificar los impactos positivos y negativos para cada uno de los involucrados (Ver Tabla III).

TABLA III

Impactos del Proyecto caso 3

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Grupos de interés:** | **Tipos de impacto** | **Impacto positivo** | **Impacto negativo** | |
| **Pacientes Mayores con Necesidades de Atención Complejas** | Técnicos y económicos | 1. Acceso a un modelo de atención más personalizado y adaptado a sus necesidades únicas, lo que puede mejorar la autonomía y participación en las decisiones de atención médica informadas.  2. Reducción potencial de los costos de atención médica a largo plazo debido a la prevención y mejor gestión de las complicaciones de salud. | | 1. Preocupación por la falta de intervención humana directa en la toma de decisiones médicas, lo que podría generar desconfianza en la precisión y seguridad de las recomendaciones.  2. Altos costos asociados a la implementación y el mantenimiento. |
| Social y ambiental | 1. Mayor acceso a atención médica personalizada y mejora de la calidad de vida, lo que puede fortalecer la confianza en el sistema de atención médica.  2. Potencial reducción de visitas médicas innecesarias o procedimientos no críticos, lo que podría contribuir a la disminución de la huella ambiental de la atención médica. | 1. pérdida de la relación médico-paciente tradicional y la posible disminución de la interacción humana en la atención médica.  2. Preocupaciones sobre el uso adicional de tecnología y recursos para la implementación del proyecto. | |
| **Instituciones de Atención Médica** | Técnicos y económicos | 1. Mayor apoyo en la toma de decisiones clínicas y planificación de la atención, lo que puede mejorar la calidad y eficacia de los tratamientos para optimizar los costos de atención médica. | Preocupación sobre la dependencia excesiva en algoritmos, lo que podría desafiar la experiencia y juicio clínico humano. | |
| Social y ambiental | Posible mejora en la satisfacción laboral al tener herramientas de apoyo en la toma de decisiones, lo que puede reducir el estrés y la carga de trabajo e incluso mejorar la ética y la transparencia en la atención médica. | Preocupación por la pérdida de autonomía profesional y la interferencia en la relación médico-paciente, lo que podría llevar a un riesgo de decisiones erróneas basadas en algoritmos y la responsabilidad ética de tales decisiones. | |

*Fuente: Elaboración propia*

# CONCLUSIÓN.

En conclusión, los modelos expuestos en los tres casos prácticos resaltan el impacto transformador de la Ciencia de Datos en diferentes sectores. Desde la toma de decisiones clínicas personalizadas hasta la recuperación de la función motora y la gestión de crisis de salud pública. A través de la comprensión profunda de los datos, la aplicación de modelos descriptivos y el empleo de técnicas analíticas creativas como redes complejas y algoritmos de bandit, se ha logrado una comprensión más rica de patrones y tendencias, proporcionando conocimientos valiosos que buscan la mejora continua del sistema de salud y el bienestar de las personas. Esto se traduce en eficiencia y optimización en la asignación de recursos médicos, la viabilidad de la tecnología y su potencial para revolucionar la rehabilitación neurológica en el futuro y la importancia de la planificación y coordinación efectivas en situaciones de crisis de salud pública a gran escala como la de la pandemia del COVID-19.

# IV. BIBLIOGRAFÍA.

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | Centro Magis [Javeriana Cali], Sector Salud: Camilo Rocha - Parte 1. YouTube, 2022. |
| [2] | Centro Magis [Javeriana Cali], Sector Salud: Camilo Rocha - Parte 2. YouTube, 2022. |
| [3] | H. Lorach et al., “Walking naturally after spinal cord injury using a brain–spine interface,” Nature News, https://www.nature.com/articles/s41586-023-06094-5#author-information (accessed Jul. 28, 2023). |
| [4] | Kim, G.-S. et al. (2023) Bandit-supported care planning for older people with complex health and care needs, IEEE Xplore. |