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

Juan José Restrepo Rosero

I. Introducción

Este informe se adentra en el impresionante mundo de la Ciencia de Datos aplicada a problemas reales, explorando tres casos de estudio que demuestran las capacidades 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 de algoritmos de Machine Learning y analítica de datos. El caso 1 muestra las dinámicas empleadas durante la pandemia de COVID-19 en Cali, seguido del caso 2, una interfaz cerebrocolumna vertebral que puede restaurar esta comunicación y por último, el caso 3, un modelo para optimizar la planificación de cuidados adaptándose al feedback secuencial de las decisiones pasadas. Este informe, evidenciará cómo estas iniciativas han abordado desafíos específicos y han logrado resultados impactantes.

II. 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 algunas de las dificultades desde la ciencia que traía consigo la pandemia de COVID-19. El centro de la Alianza CAOBA preparó una propuesta liderada por Camilo Rocha, Decano de la Facultad de Ingeniería en la Universidad Javeriana Cali.

El propósito fue aprovechar la ciencia de datos para entender y mitigar las dinámicas del COVID-19 en su llegada 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. Las etapas llevadas a cabo fueron:

- Obtención de Datos y Modelo de Gobernanza: Se obtuvieron datos confiables, involucrando al Ministerio de Salud, la alcaldía de Cali y otras entidades. Se estableció una estructura para la gestión de los datos.
- 2. Planteamiento de Preguntas de Investigación: Se definieron preguntas sobre las dinámicas de propagación del virus y cómo asignar recursos en centros de salud a partir de dichas dinámicas.

- 3. Exploración de Herramientas y Técnicas: se exploraron herramientas y técnicas disponibles para analizar los datos y responder las preguntas.
- 4. Modelación y Análisis: se usaron técnicas avanzadas para identificar patrones en la propagación del virus. Una teselación hexagonal predijo brotes en diferentes áreas y momentos. Se espera que esta teselación pueda mejorarse hasta poder determinar la gravedad de los pacientes.
- Presentación de Resultados: Los resultados se presentaron en tableros de control en tiempo real para facilitar la toma de decisiones informadas.

El proyecto tuvo aprendizajes técnicos, como el análisis de datos complejos y marcados temporalmente. 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	Asignación eficiente de recursos y decisiones basadas en datos precisos y en tiempo real.	Implementación y adaptación de las herramientas tecnológicas utilizadas.
	Social y económico	Mejor administración de la atención y aumento en la confianza de los usuarios en el sistema de salud.	Posible exposición inadecuada de datos sensibles y privados de los pacientes.
Población en General	Técnico	Acceso a información actualizada y precisa sobre la propagación del virus y los riesgos asociados en áreas específicas.	Malinterpretación de los datos podría generar confusiones y noticias falsas.
	Social y económico	Mayor conciencia pública en medidas preventivas. Menores costos por gestión mejorada de salud.	Preocupación pública si se comunican predicciones o situaciones graves sin el contexto adecuado.

Fuente: Elaboración propia

III. 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, donde se enroló a un hombre de 38 años con una lesión incompleta de la médula espinal cervical (C5/C6) como parte de un ensayo clínico para restaurar la comunicación entre el cerebro y la médula espinal, para permitir el control voluntario de la actividad muscular y así, restablecer la capacidad de caminar en personas con tetraplejia crónica debido a esta lesión.

Este estudio involucró evaluaciones funcionales antes de la implantación de los dispositivos corticales, el procedimiento neuroquirúrgico, un período de 6 semanas de calibración de dispositivos y de 15 semanas de neurorrehabilitación.

- 1. **Implantación neuroquirúrgica:** se llevaron a cabo intervenciones neuroquirúrgicas para implantar en el cerebro y médula espinal para decodificar intenciones de movimiento y estimular la médula espinal.
- Calibración del Brain-Spine Interface (BSI): se desarrolló un algoritmo basado en señales electrocorticográficas (ECoG) para calibrar el BSI y permitir que el participante controlara de manera voluntaria la activación muscular de sus extremidades inferiores.
- 3. Recuperación inmediata de la marcha natural: la efectividad del BSI se demostró al elevar voluntariamente el pie mientras se estaba de pie. El BSI incrementó significativamente la actividad muscular, especialmente en los flexores de cadera, permitiendo generar movimientos de caminar y estar de pie, mejorando la calidad y naturalidad de la marcha significativamente.
- 4. Navegación sobre terreno complejo: a pesar de recuperar la marcha básica con estimulación, el participante enfrentaba desafíos en transiciones, movimientos en superficies no planas y adaptación a obstáculos. Dado esto, se desarrollaron modelos que imitaban las condiciones de estas actividades, permitiendo al participante mayor amplitud de movimiento, superando obstáculos y adaptándose a terrenos cambiantes.
- 5. Estabilidad a largo plazo del BSI: se evaluó la estabilidad del BSI, cuantificando la constancia de las señales corticales y los decodificadores a lo largo del tiempo. Las señales ECoG demostraron tener una estabilidad durante los meses subsiguientes, con una disminución en la potencia espectral mínima, hasta un factor promedio de 0.03 dB por día, permitiendo el control progresivo de seis articulaciones con el mismo decodificador.

6. Recuperación neurológica e Integración de BSI en la Vida Diaria: el participante completó 40 sesiones de neurorrehabilitación que abarcaron actividades como caminar con BSI, movimientos específicos y equilibrio, resultando en mejoras notables en el control de los músculos flexores de la cadera y los movimientos asociados sin estimulación. así como en la capacidad para pararse y caminar, entrar y salir de vehículos.

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	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:	Contribución a la investigación tecnológica y mejora de vidas.	Restricciones regulatorias, riesgo financiero y 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

IV. 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 entre abril de 2015 y diciembre de 2016, dado al 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, para 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. 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), como las características demográficas y de salud de 278 residentes en 10 hogares de ancianos, las intervenciones de atención y si se previno la pérdida de actividades de la vida diaria (ADL). Sin embargo, los datos estaban incompletos, especialmente las recompensas para las acciones no seleccionadas, por lo que, se aplicaron modelos de SVM, RF y LGBM para imputar las recompensas faltantes.
- 2. Selección de algoritmos de bandit: se aplicaron 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, 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 imputados, simulando la situación en la que los residentes eran admitidos en los hogares de ancianos de manera secuencial, en donde se seleccionaban un subconjunto de 20 intervenciones cuando un residente ingresaba.
- 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. 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 en la toma de decisiones óptimas.

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

Grupos de interés:	Tipos de impacto	Impacto positivo	Impacto negativo
Pacientes Mayores	Técnicos y económicos	Acceso a atención personalizada y participación en decisiones informadas. Posible reducción de costos de atención a largo plazo.	1. Inquietud por la ausencia de intervención humana en las decisiones médicas, lo que puede erosionar la confianza en la precisión y seguridad de las recomendaciones. 2. Costos elevados de implementación y mantenimiento.
	Social y ambiental	Mejora del acceso a atención médica personalizada y confianza en el sistema. Menos visitas y procedimientos no críticos, impacto ambiental reducido.	Pérdida de la relación médico-paciente tradicional y la posible disminución de la interacción humana en la atención médica.
Instituciones Médicas	Técnicos y económicos	Mejor apoyo en decisiones clínicas y planificación de atención, para mejorar calidad y eficacia de tratamientos y optimizar costos médicos.	Preocupación sobre la dependencia excesiva en algoritmos, lo que podría desafiar la experiencia y juicio clínico humano.
	Social y ambiental	Mayor satisfacción laboral al tener herramientas de apoyo en la toma de decisiones, reduciendo la carga de trabajo e incluso mejorar la ética y la transparencia en la atención médica.	Preocupación por la disminución de la autonomía profesional y la afectación de la relación médicopaciente, lo que podría aumentar el riesgo de decisiones erróneas basadas en algoritmos y plantear cuestiones éticas.

Fuente: Elaboración propia

V. 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 como redes complejas y algoritmos de bandit, se ha logrado una mejor comprensión de patrones y tendencias, proporcionando conocimientos valiosos que buscan la mejora continua del sistema de salud y el bienestar de las personas en cuanto a la eficiencia y optimización en la asignación de recursos médicos,

la viabilidad tecnológica y su potencial para revolucionar la rehabilitación neurológica, y finalmente la importancia de la planificación y coordinación en situaciones de crisis de salud pública a gran escala.

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.