

01-027

ANALYSIS OF DECISION MAKING, THROUGH DATA ANALYTICS, IN THE DEVIATION FROM THE SCHEDULE OF PREDICTIVE PROJECTS

Tapia, Hugo Fernando ⁽¹⁾; Moreno Silvestrini, Jorge Luis ⁽¹⁾; Moretti, Patricio ⁽¹⁾

⁽¹⁾ Universidad Nacional de Cuyo

Project management (PM) in the digital age has the influences of the fourth industrial revolution. Through the application of technological tools, it promotes the implementation of processes through which projects are planned, organized, coordinated and controlled. This research focuses on the analysis of decision-making supported by the application of data analytics to identify the causes of schedule deviations in construction projects in the Cuyo Region of the Argentine Republic. For this purpose, a case study was proposed and actions such as collection, creation of the database, and analysis and visualization of data (spreadsheets and R software) were defined. From the analysis of the study results, the causes of deviations from the schedule (design, planning and supplier compliance) were diagnosed and identified, and the effects of the application of corrective and preventive measures linked to good PM practices were analyzed. It concludes with the validation of the contribution of data analytics as a tool to support decision making for effective PM.

Keywords: management; analytics; AI; schedule; deviations

ANÁLISIS DE TOMA DE DECISIONES, POR MEDIO DE LA ANALÍTICA DE DATOS, EN EL DESVÍO DE CRONOGRAMA DE PROYECTOS PREDICTIVOS

La gestión de proyectos (GP) en la era digital tiene las influencias propias de la cuarta revolución industrial, que por medio de la aplicación de herramientas tecnológicas potencia la implementación de procesos a través de los cuales se planifican, organizan, coordinan y controlan los proyectos. Esta investigación se centra en el análisis de la toma de decisiones apoyada en la aplicación de la analítica de datos para identificar las causas de los desvíos de cronograma en proyectos de construcción de la Región de Cuyo de la República Argentina. A tal efecto se planteó el estudio de un caso y se definieron acciones como la recolección, la conformación de la base de datos y el análisis y visualización de datos (planillas de cálculo y software R). Del análisis de los resultados del estudio se diagnosticaron e identificaron las causas de desvíos del cronograma (diseño, planificación y cumplimiento de proveedores), y se analizaron los efectos de la aplicación de medidas correctivas y preventivas vinculadas a las buenas prácticas de la GP. Se concluye con la validación del aporte de la analítica de datos como herramienta para sustentar la toma de decisiones para la GP efectiva.

Palabras clave: gestión; analítica; IA; cronograma; desvíos



© 2023 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

En los proyectos de construcción de la Región de Cuyo Argentina (RCA) se producen desvíos en tiempo que se estiman de aproximadamente y en promedio del 43% con respecto a la duración inicial planificada (Tapia, Hugo F; Palma, R.;Moreno, 2020). Esta situación produce una deficiencia en la satisfacción del cliente y pérdidas económicas en las organizaciones intervinientes. Esto conduce a que los directores de proyecto (DP) busquen nuevas técnicas y herramientas para poder analizar y encontrar soluciones a la problemática.

Uno de los procesos que pueden ayudar a la solución del problema es el seguimiento y control, el cual se nutre de datos. Pero si bien los proyectos de construcción son entornos ricos en datos, estos generalmente se capturan por razones específicas del sitio, por ejemplo, la presentación y aprobación de solicitudes de inspección, con poca consideración de cómo se pueden aprovechar para mejorar la gestión del proyecto (Awada et al., 2021). No faltan métodos para informar sobre el desempeño del proyecto, sin embargo, los informes de rendimiento actuales pueden ocultar problemas a los responsables de toma de decisiones hasta que es tarde para corregir la gestión del proyecto (Meyer, 2018).

Esto lleva a reconsiderar cómo se realiza el seguimiento y control del proyecto y cómo se evalúan estos datos. Por lo cual, en este trabajo se orienta a analizar la gestión de proyectos (GP) en la era digital en función de las influencias propias de la cuarta revolución industrial. Incorporando herramientas de lo que Simion (2018) denomina Project Management 4.0. Concepto que se puede definir como: GP propios de la Cuarta Revolución Industrial; la cuarta etapa de evolución de la GP o un conjunto de procesos a través de los cuales se planifican, organizan, coordinan y controlan los proyectos utilizando principalmente las herramientas tecnológicas propias de la cuarta revolución industrial. Entre estas tecnologías se encuentra la inteligencia artificial (IA) que impacta en la GP no sólo analizando datos sino aprendiendo de ellos, para generar información, estadísticas y promover recomendaciones. En ese contexto, el DP debe encontrarle sentido a la masa de datos, orientado a la concreción de los entregables en tiempo y forma por medio de indicadores, informes y cuadros de mando, siendo posible la actualización y control constante en tiempo real.

A continuación, se desarrollará el artículo a través de las siguientes secciones: estado del arte, objetivos y metodología, resultados y discusión y conclusiones.

2. Estado del Arte

En términos generales, la analítica de datos (AD) implica el uso sistemático de datos para guiar la toma de decisiones en las organizaciones. Requiere adquirir datos pertinentes, organizarlos, discernir patrones significativos en ellos y determinar cómo los nuevos conocimientos adquiridos pueden guiar la toma de decisiones. Al seguir este proceso, los tomadores de decisiones minimizan la dependencia de las conjeturas y las corazonadas y se involucran en la toma de decisiones basada en evidencia. Se pueden realizar análisis descriptivos, predictivos y prescriptivos, si bien sus objetivos difieren, tienen algo en común: cada uno ayuda a los analistas a identificar patrones significativos en los datos que puedan generar conocimientos para una acción más efectiva (Frame & Chen, 2018).

En la actualidad los DP que no tienen las competencias necesarias se encuentran perdidos en el mar de datos, eventualmente ignorando su existencia, o sacando conclusiones apresuradas con datos incompletos o inexactos. Existen pasos deliberados que las organizaciones y los equipos de proyecto deben emprender para asegurarse de que estén preparados para recopilar y analizar datos, interpretar su significado y sacar conclusiones procesables para lograr los objetivos. El entorno se convierte en un desafío de alinear los objetivos específicos del proyecto con los objetivos organizacionales (Legard, 2018).

Según Davidson Frame y Chen (2018) se pueden diferenciar tres etapas de la aplicación de la analítica de datos, a saber:

- Analítica 1.0: desde 1950 al 2000. La recopilación y el análisis de datos fueron en gran medida fortuitos, con poca consideración para recopilar e integrar métricas. Toma de decisiones basada en estos datos, centrado en las operaciones internas de la organización. Generalmente restringe su atención a los datos básicos de un proyecto sobre costos, cronogramas, calidad y requisitos, con miras a utilizar estos datos para comprender y mejorar el rendimiento operativo y del proyecto. Se utiliza generalmente para proyectos pequeños y medianos. Se realizan análisis descriptivos.
- Analítica 2.0: después del 2000 a la actualidad. Esta etapa incorpora datos cuantitativos y de fuera de la organización y del negocio. Trabaja con big data y potentes algoritmos para su análisis. Los datos que se manejan en esta etapa son cuantitativamente y cualitativamente diferentes a los de la Analítica 1.0, cumplen con los tres atributos del big data: volumen, variedad y velocidad. El análisis de vanguardia 2.0 actual puede incluir aprendizaje automático e IA, además de una gran cantidad de técnicas avanzadas de investigación estadística y de operaciones. Su empleo más obvio es en proyectos grandes y complejos, por ejemplo, los grandes proyectos de construcción y de defensa donde se integran datos sobre adquisiciones, la cadena de suministro y el esfuerzo de trabajo del proyecto. Se realizan análisis predictivos y prescriptivos.
- Analítica 3.0: esta nueva evolución de la analítica de datos en proyectos reemplaza el uso de almacenes de datos para respaldar el análisis por los datos instantáneos y en tiempo real. Este cambio se produce por la evolución tecnológica (Real-time tracking, IA, Machine Learning, Deep learning). Lo que permitirá análisis predictivos y prescriptivos en tiempo real.

En la actualidad el “Análisis de datos del Project Management” incluye la Analítica 1.0 y 2.0, orientada a los resultados del negocio. Las tecnologías de IA se están desarrollando rápidamente en estos días y se espera que impacten el campo de la GP en múltiples niveles. Sin embargo, sigue existiendo un alto nivel de incertidumbre con respecto al efecto que la IA podría tener en las prácticas de gestión de proyectos (Holzmann et al., 2022).

Debido a su característica de novedad y singularidad, los proyectos no parecen a primera vista un dominio de aplicación prometedor para el uso de la IA. Dado que la mayoría de los métodos de IA, especialmente el aprendizaje automático, requieren conjuntos completos de datos históricos, por ahora los beneficios de aplicar la IA a la GP parecen no valer la pena (Auth et al., 2021).

Es probable que ni la IA ni los análisis sofisticados atraigan la atención práctica de los DP, excepto aquellos que producen herramientas basadas en IA o análisis o que usan estas herramientas para crear sus productos y servicios. Sin embargo, por medio del soporte de softwares empaquetados de GP, se puede esperar que las nuevas herramientas y enfoques respalden de manera más efectiva las actividades actuales, simplifiquen por medio de la automatización, amplíen las capacidades actuales con la disponibilidad de una mayor capacidad informática y de datos y algoritmos matemáticos (Niederman, 2021). Hay informes que afirman que el futuro de la AD por medio de IA será lograr mejores proyecciones para el DP, y se espera que para el 2040 el desarrollo de los algoritmos inteligentes demostrará ser mejores que la evaluación de los expertos (Simion et al., 2018).

En la actualidad ya existen un conjunto de trabajos que están aplicando la AD para mejorar la toma de decisiones y en consecuencia el rendimiento de los proyectos. La IA proporciona una buena asistencia a los gerentes de proyecto de varias maneras. Ayuda en varias tareas usando diferentes materiales para hacer que las labores diarias de los DP sean más fáciles y eficaces. Los DP tienen hoy en día más apoyo, conocimiento, precisión y estrategia al usar IA en GP. Además, ha incrementado la productividad de su trabajo a nivel individual

(Elrajoubi, 2019). Por ejemplo, para anticiparse a las desviaciones del proceso objetivo, se puede utilizar análisis predictivos. Para lograr un modelo predictivo, se aplican redes neuronales para identificar el impacto de los indicadores de desvío en las dimensiones de eficiencia, tiempo, costos y calidad de una actividad (Schuh et al., 2017).

Las aplicaciones tradicionales de software de GP se utilizan para registrar el esfuerzo (horas trabajadas) frente a una serie de tareas y recursos. Estas herramientas son útiles para informar el estado del proyecto, realizar un seguimiento del esfuerzo, equilibrar los recursos y administrar las dependencias entre las tareas y el personal. La gerencia confía en esta información para dar cuenta del progreso realizado en relación con los objetivos y los presupuestos. Es importante reconocer que la información de seguimiento de este proyecto se centra en el pasado reciente y en la historia. En cambio, las herramientas que utilizan datos que respaldan el análisis de señales de alerta temprana se utilizan para evitar proyectos desastrosos. Estas herramientas están diseñadas para identificar las causas del fracaso del proyecto dentro de la primera parte (20% del cronograma original del proyecto). En otras palabras, el objetivo es advertir sobre el riesgo de fracaso mientras todavía hay tiempo para volver al camino del éxito, a un costo razonable (Bragen, 2018).

En relación con el seguimiento y control el uso de flujos de datos de un sitio de construcción con técnicas de aprendizaje automático puede mejorar las estimaciones de duración del proyecto en ejecución (Awada et al., 2021). Otra innovación muestra la predicción del tiempo y coste del proyecto mediante algoritmos eficientes de aprendizaje automático basados en algunas variables directamente medibles (Bakhshi et al., 2022). Además, se estima que la recopilación, almacenamiento y procesamiento de datos visuales se pueden aprovechar para la gestión inteligente de la construcción. Esto sumado al aprendizaje profundo (DL) se puede detectar distintas situaciones entre ellas la baja productividad (Pal & Hsieh, 2021). La analítica de datos también ha dado resultados prometedores en el seguimiento de los contratos EPC (Engineering, Procurement and Construction). El big data y la correcta utilización de softwares de visualización de KPI ayudan a la detección temprana de desvíos (Al-Sulaiti et al., 2021).

En la actualidad se hace mención a la Construcción 4.0 que representa la exploración de nuevas tecnologías en la industria de la arquitectura, ingeniería y construcción (AEC). El desarrollo de las tecnologías digitales es rápido y su adopción impacta significativamente en los proyectos de construcción, por ejemplo, lo que lleva a una reducción de las órdenes de cambio, una mejor toma de decisiones y mejoras en la calidad del trabajo. Entre las principales tecnologías de construcción 4.0, se destacan: Building Information Management (BIM), IA, impresión 3D, aprendizaje automático, internet de las cosas (IoT), sistemas de información geográfica (GIS), realidad virtual (VR), big data, robótica y realidad aumentada (AR) (Wang et al., 2021).

Pero si bien la aplicación de tecnología al seguimiento y control de la industria de la construcción cambia los informes de progreso tradicionales al enfoque basado en datos y utilización de las herramientas analíticas disponibles, se demuestra que hay empresas que no exploran el uso de un enfoque analítico, y existe una sensación de incomodidad al alejarse del enfoque tradicional. Hay un nivel esperado de resistencia al cambio en muchas industrias, y la construcción es una de ellas. La reticencia a hacer el cambio o la falta de disponibilidad de capacitación en el campo del análisis de datos y la utilidad de las herramientas y tecnologías disponibles está presente (Al-Sulaiti et al., 2021).

Del estado del arte se observa que en la actualidad hay opiniones a favor y en contra de la aplicación de la analítica de datos a la industria de la construcción. Pero se puede afirmar que existe una tendencia a la aplicación de nuevas tecnologías al seguimiento y control, lo que muestra que el tema de esta investigación es pertinente y actual.

3. Objetivo y Metodología

El objetivo de investigación planteado es: diagnosticar las causas de los desvíos de cronograma por medio de la aplicación de la AD y promover la toma de decisiones efectivas. Para cumplir con este objetivo, se recurrió al estudio de un caso, constituido por un proyecto de construcción ubicado en la RCA, de tipología de edificio arquitectónico y categorizada como obra mediana. Iniciada la construcción de la misma los encargados del seguimiento y control plantearon un seguimiento por medios del sistema Last Planner® y se definieron acciones específicas como: la recolección, conformación de la base de datos, análisis y visualización de datos. Se obtuvieron datos de actividades planificadas, actividades completadas y causas de la no finalización de las actividades. Desde el punto de vista de análisis tradicional se conformó un cuadro de control con el indicador en porcentaje de las actividades completadas (PAC) y las causas de no cumplimiento clasificadas por áreas y por rubros (utilización de planilla de cálculo). Dado el tipo de obra de características mediana, se procedieron a aplicar herramientas de la Analítica 1.0 para ejecutar un análisis descriptivo. En segunda instancia se plantea la potencialidad de la aplicación de la Analítica 2.0, infiriendo un análisis predictivo (software R y planilla de cálculo).

4. Resultados y Discusión

4.1- Presentación del caso

El proyecto del cual se obtienen los datos corresponde a una obra de arquitectura ubicada en el Gran Mendoza de la RCA. Constituida por 2 edificios de aproximadamente 4000m² cubiertos. Los mismos están constituidos principalmente por construcción tradicional de hormigón, mampostería, estructura metálica, sistemas de tabiquería liviana y sus respectivas instalaciones (electricidad, gas, electromecánicas y especiales). El tiempo previsto de ejecución de la parte de construcción del proyecto es de 33 meses. Se realizó el relevamiento y análisis de las primeras 57 semanas desde el inicio de las obras. Desde el punto de vista organizativo el proyecto estuvo gerenciado por una empresa la cual subcontrató a los proveedores de los distintos rubros (11 subcontratistas).

De los datos relevados se puede obtener la cantidad de actividades planificadas y ejecutadas por semanas, causas de la no finalización de las actividades y no cumplimiento de la actividad por rubro. Estos datos fueron relevados por participantes del proyecto, con la categoría de Jefes de Obra de cada uno de los subcontratistas. Posteriormente los mismos fueron recopilados por la oficina técnica de la empresa gerenciadora.

4.2- Análisis tradicional

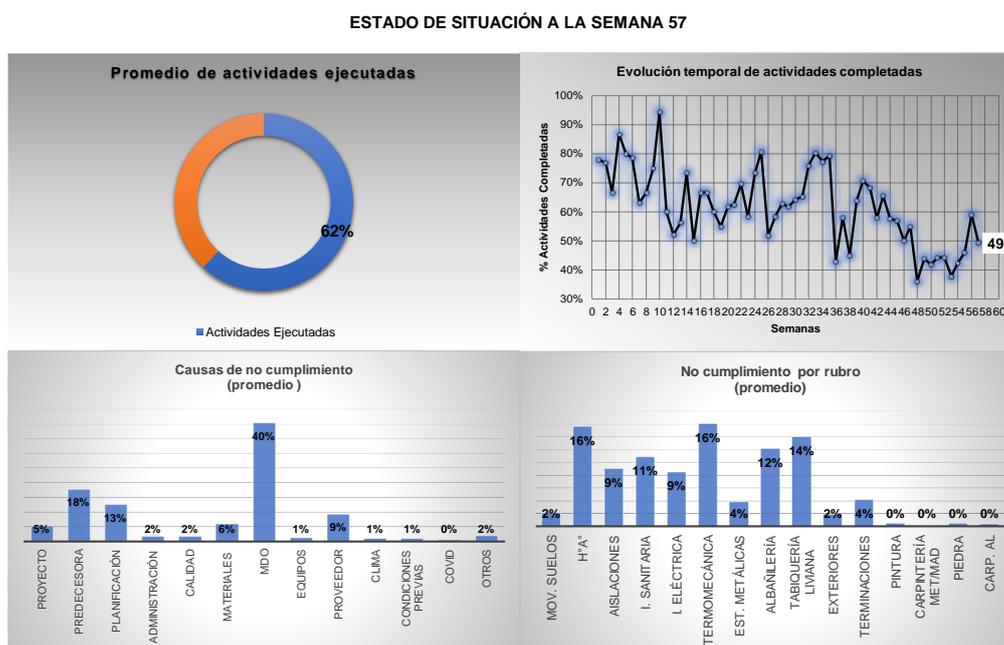
Desde la perspectiva del análisis tradicional para la toma de decisiones se planteó un tablero de comando con: un indicador PAC, y tres gráficos que se muestran en la figura 1. Con este tablero semanalmente la coordinación general y los Jefes de Obras de cada proveedor tomaban decisiones enfocadas a mejorar el rendimiento de las tareas completadas en relación con las planificadas por semana.

Las medidas correctivas y preventivas adoptadas estaban asociadas con: replanificación de actividades, coordinación de rubros y ajustes de información de proyecto. Desde el punto de

vista organizacional se observó una gestión tradicional con escasa aplicación de buenas prácticas de GP, apelando al estilo autoritario.

Si se analiza el gráfico de la evolución temporal del indicador principal se observa que existen rendimientos muy irregulares de una semana a otra, con tendencia decreciente, lo que plantea indicios de que las medidas adoptadas no han sido efectivas para mejorar el rendimiento. Siendo la eficiencia promedio del proyecto del 62% (considerando que todas las actividades planificadas tienen el mismo peso relativo en la ejecución del proyecto, situación que limita el estudio y sus conclusiones), escenario que se pudo verificar en el avance global del proyecto.

Figura 1 – Tablero de comando de gestión de proyecto tradicional



4.3- Analítica 1.0

Estudiando la cantidad de datos relevados, se observa que se está muy lejos de la aplicación de los conceptos de Big Data. Se considera posible mejorar el análisis propuesto en el apartado anterior aplicando herramientas de estadística por medio del software R, con lo cual se ejecuta un análisis descriptivo para la toma de decisiones más específica y enfocada. En primer lugar, se realiza una clasificación por Pareto de las causas y los rubros de no cumplimiento (tabla 1), para posteriormente realizar un análisis correlacional focalizado en las causas y rubros con mayor incidencia.

A continuación, se efectúa un análisis correlacional entre las causas y el PAC, en la figura 2 se observan los resultados (aplicación de R – pairs.panels). Del análisis se puede observar que no hay correlaciones fuertes entre el PAC y las causas, si bien se observa que la causa de falta de mano de obra y predecesora son las que más se encuentra inversamente correlacionado con el PAC. También se observa que el faltante de mano de obra tiene una correlación media con la causa predecesora. Además, las causas proveedores y predecesoras tienen una correlación media y la causa proveedores también está

relacionada con la de materiales. Por lo expuesto, se entiende que este análisis permitiría tomar decisiones enfocadas a las correlaciones más importantes antes mencionadas.

Tabla 1- Pareto de causas y rubros

CAUSAS		RUBRO	
MDO	40%	TERMOMECAÁNICA	16%
PREDECESORA	58%	HªAª	32%
PLANIFICACIÓN	71%	Tabiquería liviana	46%
PROVEEDOR	80%	ALBAÑILERÍA	58%
MATERIALES	86%	I. SANITARIA	69%
PROYECTO	91%	AISLACIONES	78%
OTROS	93%	I. ELÉCTRICA	86%
CALIDAD	95%	TERMINACIONES	91%
ADMINISTRACIÓN	96%	EST. METÁLICAS	95%
EQUIPOS	97%	MOV. SUELOS	97%
CLIMA	98%	EXTERIORES	99%
CONDICIONES PREVIAS	100%	PINTURA	99%
COVID	100%	PIEDRA	100%
		CARP. AL	100%
		CARPINTERÍA MET/MAD	100%
		CARP. AL	100%

Figura 2 – Correlación entre PAC y causas de no cumplimiento

PAC	-0,15	-0,57	-0,26	-0,43	-0,63	-0,34
-0,15	PROYECTO	-0,05	-0,06	0,14	0,02	0,04
-0,57	-0,05	PREDECESORA	0,16	0,34	0,51	0,51
-0,26	-0,06	0,16	PLANIFICACIÓN	0,1	-0,08	0,13
-0,43	0,14	0,34	0,1	MATERIALES	0,18	0,63
-0,63	0,02	0,51	-0,08	0,18	MDO	0,06
-0,34	0,04	0,51	0,13	0,63	0,06	PROVEEDOR

En la figura 3, se observa el análisis correlacional (R – pairs.panels) entre los rubros y el PAC. Del análisis se puede observar que no hay correlaciones fuertes entre el PAC y los rubros, si bien se observa correlaciones medias con la mayoría de los rubros, excepto aislaciones. Por lo cual este análisis permitiría tomar decisiones enfocadas a las correlaciones más importantes antes mencionadas.

Figura 3 – Correlación entre PAC y no cumplimiento por rubro

PAC	-0,51	-0,33	-0,59	-0,5	-0,6	-0,68	-0,62
-0,51	HªAª	0,35	-0,01	-0,04	0,08	-0,16	-0,31
-0,33	0,35	AISLACIONES	0,26	0,37	0,18	0,17	0,14
-0,59	-0,01	0,26	I. SANITARIA	0,49	0,74	0,65	0,66
-0,5	-0,04	0,37	0,49	I. ELÉCTRICA	0,33	0,69	0,57
-0,6	0,08	0,18	0,74	0,33	ALBAÑILERÍA	0,75	0,66
-0,68	-0,16	0,17	0,65	0,69	0,75	TAB. LIV.	0,79
-0,62	-0,31	0,14	0,66	0,57	0,66	0,79	TERMOMECAÁNICA

De ambos análisis correlacionales se observa que no hay indicios para poder configurar regresiones lineales entre el PAC y las causas o los rubros. A continuación, con el objetivo de encontrar las causas y los rubros más significativos en la conformación del PAC, se incluye un nuevo análisis generando un índice de influencia definido como el producto del índice de correlación por el porcentaje de fallas que produce la causa o el rubro. En la figura 4 se observa que la causa mano de obra (MDO) es predominante duplicando el índice de influencia de sus seguidoras. Por lo cual se puede inferir que la toma de decisiones debería estar orientada a la causa de falta de MDO, en primer lugar.

El mismo análisis se puede realizar con los rubros (figura 5) donde se observa una gran influencia de los rubros HªAª, Termomecánica y Tab. Liviana. Este último análisis aporta

información para mejorar la fundamentación en la toma de decisiones, dado que no sólo muestra la incidencia de cada causa o rubro, sino que toma en cuenta la correlación que existe con PAC.

Figura 4 – Influencias de las causas en el PAC

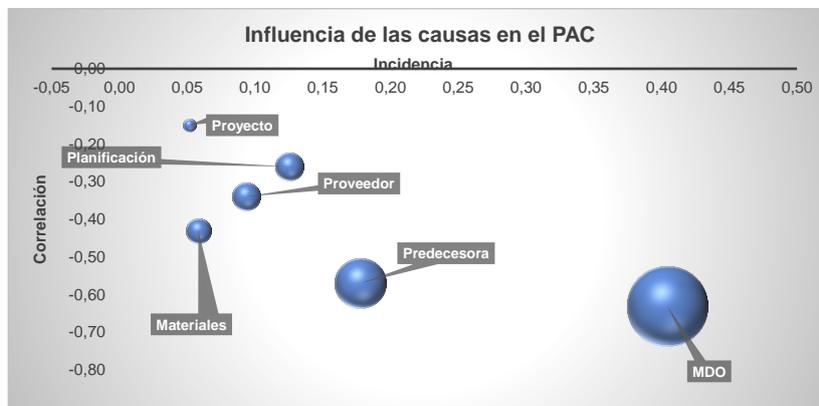
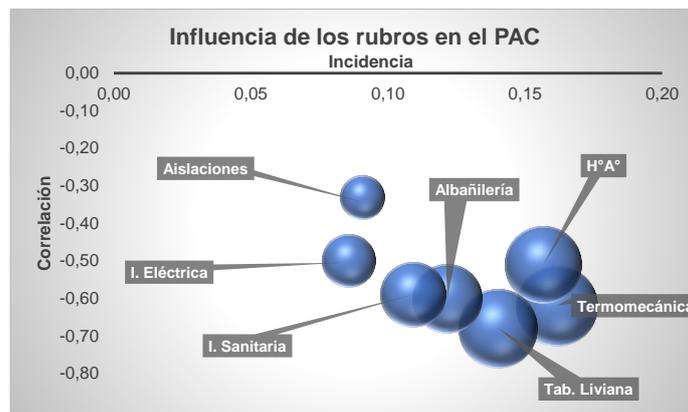


Figura 5 – Influencias de los rubros en el PAC



Identificadas la causa y el rubro con mayor influencia sobre el PAC, se busca las correlaciones existentes entre las causas y los rubros (figura 6), observando las más influyentes detectadas anteriormente. La MDO tiene correlaciones medias y altas con I. Sanitaria, Albañilería, Tab. Liviana y Termomecánica. Siendo la más correlacionada la Albañilería.

Figura 6 – Correlaciones entre causas y rubros

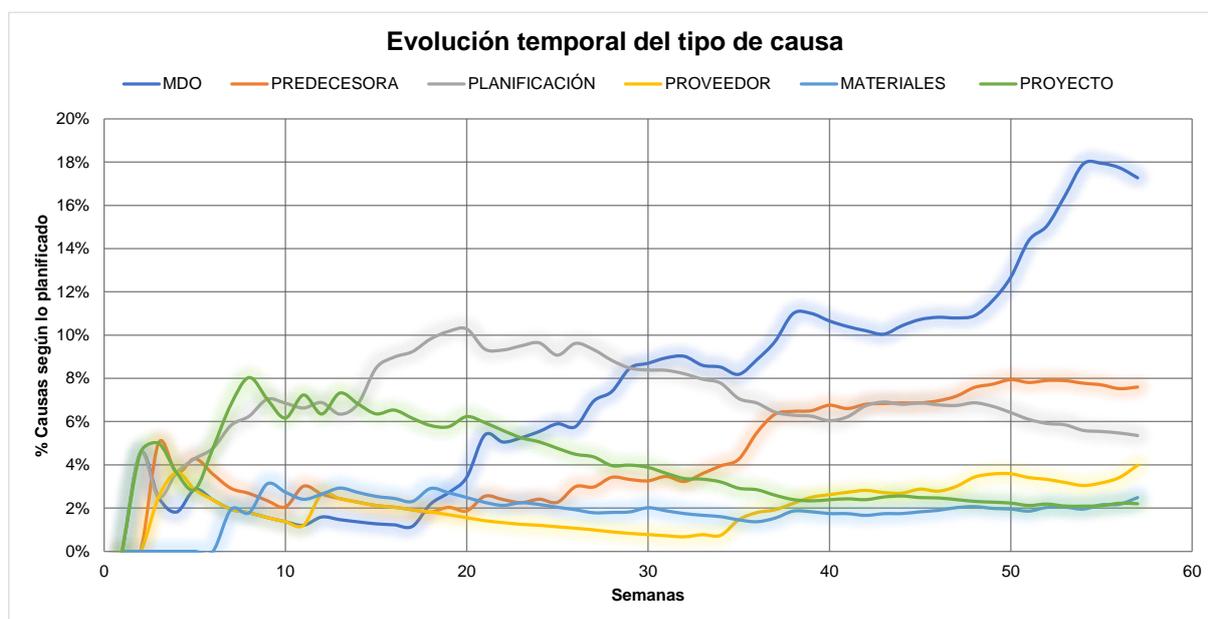
PAC	-0,15	-0,57	-0,26	-0,43	-0,63	-0,34	-0,51	-0,33	-0,59	-0,5	-0,6	-0,68	-0,62
-0,15	PROYECTO	-0,05	-0,06	0,14	0,02	0,04	0,08	-0,07	0,09	0,05	0,08	0,03	0,21
-0,57	-0,05	PREDECESORA	0,16	0,34	0,51	0,51	0,08	0,65	0,65	0,64	0,48	0,57	0,58
-0,26	-0,06	0,16	PLANIFICACIÓN	0,1	-0,08	0,13	-0,09	0,09	-0,02	0,42	-0,07	0,22	0,1
-0,43	0,14	0,34	0,1	MATERIALES	0,18	0,63	0,31	0,36	0,13	0,45	0,18	0,43	0,49
-0,63	0,02	0,51	-0,08	0,18	MDO	0,06	0,39	0,33	0,76	0,44	0,91	0,76	0,62
-0,34	0,04	0,51	0,13	0,63	0,06	PROVEEDOR	0,03	0,36	0,24	0,47	0,11	0,38	0,57
-0,51	0,08	0,08	-0,09	0,31	0,39	0,03	H°A°	0,35	-0,01	-0,04	0,08	-0,16	-0,31
-0,33	-0,07	0,65	0,09	0,36	0,33	0,36	0,35	ASLACIONES	0,26	0,37	0,18	0,17	0,14
-0,59	0,09	0,65	-0,02	0,13	0,76	0,24	-0,01	0,26	I. SANITARIA	0,49	0,74	0,65	0,66
-0,5	0,05	0,64	0,42	0,45	0,44	0,47	-0,04	0,37	0,49	I. ELÉCTRICA	0,33	0,69	0,57
-0,6	0,08	0,48	-0,07	0,18	0,91	0,11	0,08	0,18	0,74	0,33	ALBAÑILERÍA	0,75	0,66
-0,68	0,03	0,57	0,22	0,43	0,76	0,38	-0,16	0,17	0,65	0,69	0,75	TAB. LIV.	0,79
-0,62	0,21	0,58	0,1	0,49	0,62	0,57	-0,31	0,14	0,66	0,57	0,66	0,79	TERMOMECAÁNICA

Los análisis presentados hasta el momento permiten describir las causas y los rubros más influyentes sobre los cuales se deberían haber tomado acciones correctivas y preventivas

para disminuir su impacto en el cronograma del proyecto. En las figuras 7 y 8 se presentan gráficos de la evolución temporal de las causas y los rubros acumulados como porcentaje de las actividades planificadas acumuladas, lo que permite poner en evidencia la efectividad de las acciones tomadas durante el proyecto para mejorar las falencias detectadas.

En la figura 7 se observa que la causa de mayor influencia (MDO) tiene una tendencia creciente, por lo cual se puede inferir que las acciones ejecutadas no han sido efectivas para disminuir esta causa. Si bien se han mejorado las causas de las condiciones de proyecto y planificación, dado que hay una tendencia decreciente, se observa que las causas por predecesoras siguen creciendo.

Figura 7 -Evolución temporal de las causas en relación a las actividades planificadas



Si se analiza la evolución temporal de los rubros, en la figura 8 se observa que el porcentaje total de causas de fallas empieza a crecer de nuevo aproximadamente en la semana 45, por lo cual las causas no disminuyen, sino que se redistribuyen según el avance de los distintos rubros. Además, si bien las fallas por causas del H^oA^o tienen tendencia decreciente estas se deben a una disminución de la cantidad de tareas planificadas, como se observa en el cronograma las actividades planificadas de este rubro están en sus últimas etapas. Estas dos observaciones inducen a que las acciones ejecutadas para mejorar el rendimiento no han sido efectivas.

En otro análisis se puede verificar la existencia de correlación entre las actividades planificadas y las completadas, dando un coeficiente de correlación de 0,9 (software R). Este resultado da indicios de que se puede realizar un modelo predictivo de regresión lineal sobre estas dos variables.

Para finalizar de describir los datos obtenidos se puede mostrar la relación entre las actividades planificadas y completadas en forma acumulada. En la figura 9 se observa el aumento de la brecha entre ambas al avanzar el proyecto. Lo que muestra que en el proyecto se sigue gestionando erróneamente.

función de la correlación fuerte detectada en el apartado anterior entre actividades planificadas y completadas, se plantea como objetivo predecir la cantidad de actividades completadas en función de la cantidad de actividades planificadas. Para lo cual, se define un modelo de regresión lineal entre ambas variables, análisis realizado con el software R. Para verificar su validez es necesario aplicar los supuestos de regresión lineal: normalidad, homocedasticidad, linealidad e independencia de valores, lo cual se hace por medio de los comandos del software R (figuras 10 y 11).

Figura 10- Salida de software R de parámetros de Regresión Lineal

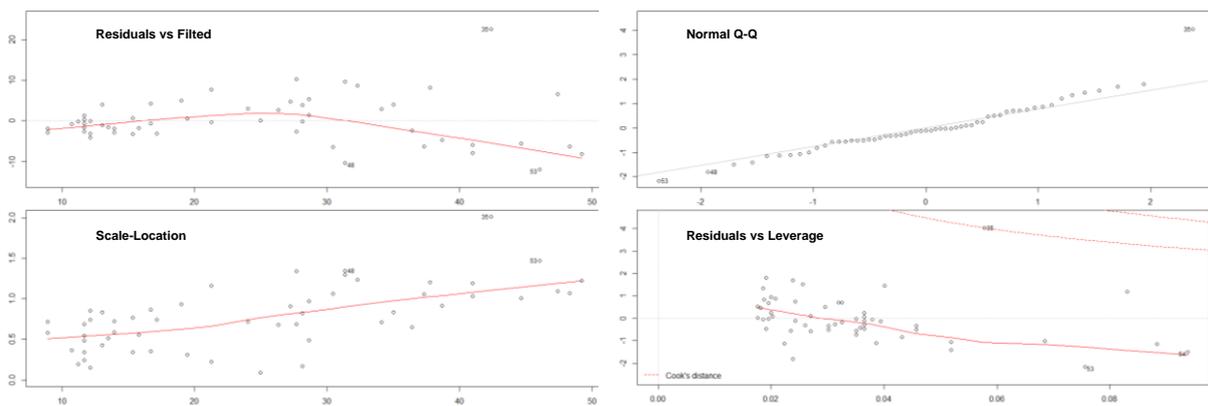
```
Call:
lm(formula = COMPLETADAS ~ PLANIFICADAS, data = PL)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-12.0268  -2.9588  -0.6683   2.9627  22.6381

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4.79654    1.45043     3.307  0.00167 **
PLANIFICADAS  0.45811    0.02915    15.714 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:
  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.777 on 55 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8178,    Adjusted R-squared:  0.8145
F-statistic: 246.9 on 1 and 55 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Figura 11 – Salida de software R de verificación de Regresión Lineal



De los resultados obtenidos se observa que existe un modelo de regresión lineal confiable, donde se debe prestar atención sobre los valores 35, 48 y 53 de la base de datos, que se alejan de los parámetros convencionales. La pendiente tiene valores significativos, no así la intersección (lo cual pone límites al modelo, los valores menores al punto inicial de la muestra no deben ser considerados). El modelo explica la correlación en un 90% de los casos. En la figura 12 se observa la gráfica de la regresión, sin los tres puntos que se deberían tener cuidado. El análisis de esta gráfica indica que hay una tendencia definida y que, en caso de seguir con el mismo formato de gestión, acciones correctivas y preventivas que se aplican, el proyecto continuará con una eficiencia de aproximadamente el 45% (pendiente de la recta) entre actividades planificadas y completadas. Valor que si lo comparamos con el promedio estándar calculado en el análisis tradicional (62%), muestra una diferencia sustancial de más del 15%. Por lo cual el promedio analizado en forma aislada ofrece una versión optimista de lo que realmente está sucediendo en el proyecto.

El efecto de los datos analizados según la analítica 1.0 y 2.0 quedan en evidencia en la curva S del seguimiento del proyecto (figura 13). En la cual se observa que a la fecha del análisis hay un atraso del 30% respecto de lo que debía ejecutarse.

Figura 12 – Modelo de regresión lineal y parámetros principales

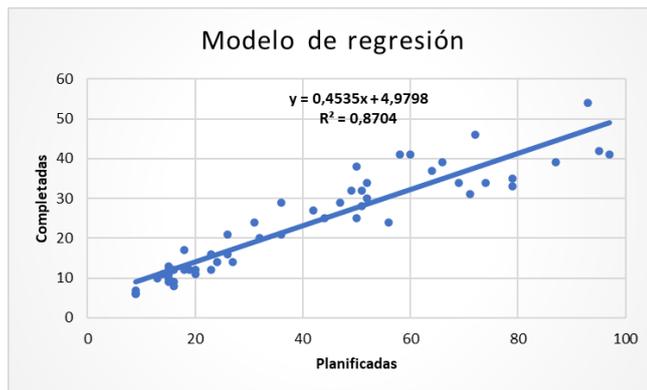
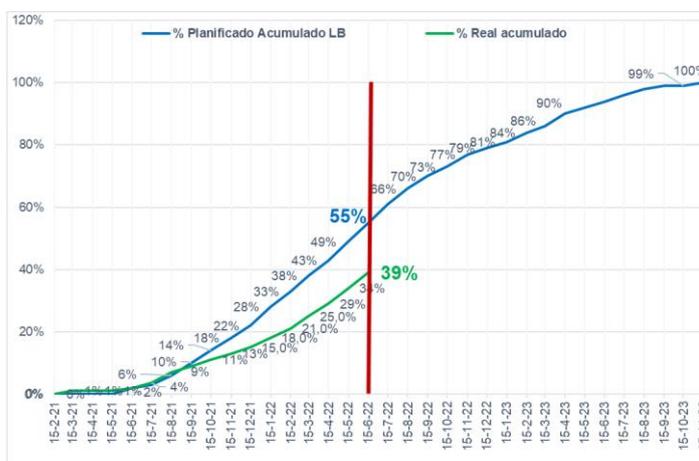


Figura 13 – Curva de Seguimiento del avance del proyecto



5. Conclusiones

El análisis de datos en la gestión de proyectos conduce a la toma de decisiones basada en datos que produce resultados superiores del proyecto, y requiere que los proyectos operen fuera de los estrechos límites de la práctica tradicional de gestión de proyectos con su enfoque en la restricción triple, lo que permite ser una parte integral del negocio (Frame & Chen, 2018). Esta afirmación que a nivel internacional es hoy una realidad, no se observa reflejada en la RCA. Las PyMES (pequeñas y medianas empresas) de la región tienen carencia en la generación del volumen y variedad suficiente de datos, así como en el análisis para obtener conclusiones realmente eficaces en la toma de decisiones. Si bien a nivel académico se está trabajando en la temática aún es incipiente y con grandes limitaciones para obtener los datos y transferir al medio cultural.

Del análisis de los resultados del estudio se diagnosticaron e identificaron las causas de desvíos del cronograma (entre las principales se encuentran: diseño, planificación y cumplimiento de los proveedores), y se evaluaron los efectos de la aplicación de medidas correctivas y preventivas vinculadas a las buenas prácticas de la GP, resultando la validación del aporte de la analítica de datos como herramienta para sustentar la toma de decisiones en la GP efectiva. Se observa que la aplicación tradicional del análisis de datos no es suficiente para una correcta interpretación, lo que se evidencia con los resultados de la Analítica 1.0 y 2.0. Los análisis descriptivos y predictivos que se plantearon permiten tener mayor profundidad para determinar las causas y los rubros principales y sus correlaciones

con la variable PAC. Con lo cual se demuestra que las medidas correctivas y preventivas que se han estado tomando en la gestión no han sido de todo efectivas.

Reconociendo en la economía de proyectos la tendencia creciente de la aplicación de métodos, técnicas y herramientas orientadas a la producción de conocimiento por medio de la IA, es de esperar que en el ámbito de los proyectos predictivos las organizaciones desarrollen nuevas estructuras y posicionamientos competitivos para adaptarse a un entorno más agresivo, vertiginoso y exigente. En lo relacionado a la RCA es necesario plantear estrategias tendientes a la implementación de la analítica de datos no sólo aplicada a la restricción triple, sino también a los objetivos de negocio. Además, será necesario desarrollar competencias relacionadas con la analítica de datos en los recursos humanos que gestionan los proyectos. En este contexto, estudios como este aportan evidencia objetiva para orientar las estrategias en la incorporación de nuevas tecnologías para la toma de decisiones. Se plantea como futuras investigaciones la implementación de la analítica de datos, comenzando con una variación en la toma de distintos tipos de datos.

Referencias Bibliográficas

- Al-Sulaiti, A., Mansour, M., Al-Yafei, H., Aseel, S., Kucukvar, M., & Onat, N. C. (2021). Using Data Analytics and Visualization Dashboard for Engineering, Procurement, and Construction Project's Performance Assessment. *2021 IEEE 8th International Conference on Industrial Engineering and Applications, ICIEA 2021*, 207–211. <https://doi.org/10.1109/ICIEA52957.2021.9436728>
- Auth, G., Johnk, J., & Wiecha, D. A. (2021). A Conceptual Framework for Applying Artificial Intelligence in Project Management. *Proceedings - 2021 IEEE 23rd Conference on Business Informatics, CBI 2021 - Main Papers*, 1, 161–170. <https://doi.org/10.1109/CBI52690.2021.00027>
- Awada, M., Srour, F. J., & Srour, I. M. (2021). Data-Driven Machine Learning Approach to Integrate Field Submittals in Project Scheduling. *Journal of Management in Engineering*, 37(1). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ME.1943-5479.0000873](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000873)
- Bakhshi, R., Moradinia, S. F., Jani, R., & Poor, R. V. (2022). Presenting a Hybrid Scheme of Machine Learning Combined with Metaheuristic Optimizers for Predicting Final Cost and Time of Project. *KSCE Journal of Civil Engineering 2022* 26:8, 26(8), 3188–3203. <https://doi.org/10.1007/S12205-022-1424-3>
- Bragen, M. (2018). IT Solutions of Data Analytics as Applied to Project Management. *Data Analytics in Project Management*, 133–149. <https://doi.org/10.1201/9780429434891-8>
- Elrajoubi, S. (2019). *Artificial Intelligence in Project Management* (L. University (ed.)).
- Frame, J. D., & Chen, Y. (2018). Why Data Analytics in Project Management? *Data Analytics in Project Management*, 7–22. <https://doi.org/10.1201/9780429434891-2>
- Holzmann, V., Zitter, D., & Peshkess, S. (2022). The Expectations of Project Managers from Artificial Intelligence: A Delphi Study: <https://doi.org/10.1177/87569728211061779>. <https://doi.org/10.1177/87569728211061779>
- Legard, R. (2018). How to Manage Big Data Issues in a Project Environment. *Data Analytics in Project Management*, 115–132. <https://doi.org/10.1201/9780429434891-7>
- Meyer, W. (2018). Earned Value Method. *Data Analytics in Project Management*, 91–114. <https://doi.org/10.1201/9780429434891-6>
- Niederman, F. (2021). Project management: openings for disruption from AI and advanced analytics. *Information Technology and People*, 34(6), 1570–1599. <https://doi.org/10.1108/ITP-09-2020-0639/FULL/XML>
- Pal, A., & Hsieh, S. H. (2021). Deep-learning-based visual data analytics for smart construction management. *Automation in Construction*, 131, 103892. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2021.103892>

- Schuh, G., Riesener, M., & Dölle, C. (2017). Concept for development project management by aid of predictive analytics. *PICMET 2016 - Portland International Conference on Management of Engineering and Technology: Technology Management For Social Innovation, Proceedings*, 2040–2047. <https://doi.org/10.1109/PICMET.2016.7806640>
- Simion, C.-P., Popa, Ștefan-C., & Albu, C. (2018). *PROCEEDINGS OF THE 12 th INTERNATIONAL MANAGEMENT CONFERENCE "Management Perspectives in the Digital Era" PROJECT MANAGEMENT 4.0-PROJECT MANAGEMENT IN THE DIGITAL ERA*.
- Tapia, Hugo F; Palma, R.;Moreno, J. (2020). INDICADORES DE CADENAS DE ABASTECIMIENTO EN PROYECTOS DE CONSTRUCCIÓN EN ARGENTIN. *Iberoamerican Journal of Project Management (IJoPM)*, Vol.11, No, 94–115.
- Wang, K., Guo, F., Zhang, C., & Hao, J. (2021). *Digital Technology in Architecture, Engineering and Construction (AEC) Industry: Research trend and Practical Status towards Construction 4.0 Cloud Manufacturing as a new type of Product-Service System View project Cybersecurity for Industry 4.0 View project*. <https://www.researchgate.net/publication/355228587>

Comunicación alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible



Anexo de Acrónimos

- RCA:** Región de Cuyo Argentina
DP: directores de proyecto
GP: gestión de proyectos
IA: inteligencia artificial
AD: analítica de datos
DL: aprendizaje profundo – deep learning
EPC: Engineering, Procurement and Construction
AEC: arquitectura, ingeniería y construcción
BIM: Building Information Management
IoT: internet de las cosas
GIS: sistemas de información geográfica
VR: realidad virtual
AR: realidad aumentada
PAC: porcentaje de las actividades completadas
MDO: mano de obra
HºAº hormigón armado
PyMEs: pequeñas y medianas empresas