

## Metodología para estimar indicadores claves de rendimiento en operaciones de perforación mediante análisis estadístico univariante

### Methodology to estimate key performance indicators in drilling operations through univariate statistical analysis

Delgado Velasco, Santiago Fernando; Narváez Curillo, Alexander Xavier; Lira González, Sergio Augusto; Pinto Arteaga, Gustavo Raúl; Ubillús Alcívar, José Eduardo

 **Santiago Fernando Delgado Velasco**  
sfdelgado@uce.edu.ec  
Universidad Central del Ecuador, Ecuador

 **Alexander Xavier Narváez Curillo**  
axnarvaez@uce.edu.ec  
Universidad Central del Ecuador, Ecuador

 **Sergio Augusto Lira González**  
sergiolira8786@gmail.com  
Universidad Central del Ecuador, Ecuador

 **Gustavo Raúl Pinto Arteaga** grpinto@uce.edu.ec  
Universidad Central del Ecuador, Ecuador

 **José Eduardo Ubillús Alcívar**  
joseduardou98@outlook.com  
Escuela Politécnica Nacional, Ecuador

**FIGEMPA: Investigación y Desarrollo**  
Universidad Central del Ecuador, Ecuador  
ISSN: 1390-7042  
ISSN-e: 2602-8484  
Periodicidad: Semestral  
vol. 11, núm. 1, 2021  
revista.figempa@uce.edu.ec

Recepción: 02 Mayo 2021  
Aprobación: 30 Julio 2021

URL: <http://portal.amelica.org/ameli/journal/624/6242761008/>

DOI: <https://doi.org/10.29166/revfig.v11i1.3117>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional.

**Resumen:** Los indicadores claves de rendimiento cumplen un papel importante en las operaciones de perforación, ya que facilitan la evaluación del desempeño de estas entre pozos de similares características. Utilizando la información de los pozos perforados entre el año 2015 y 2019 en el oriente ecuatoriano, se estableció una metodología que permite estimar indicadores claves de rendimiento mediante la recolección de datos cualitativos y cuantitativos de los reportes finales de perforación. El trabajo recopila la información de los informes finales de perforación de 275 pozos de los 699 perforados durante el intervalo de tiempo mencionado, para establecer datos estándares y patrones de comportamiento en las operaciones de perforación con el fin de optimizar proyectos futuros; para aplicar la metodología se utilizó el programa R Studio, que cuenta con las herramientas necesarias para el análisis estadístico y análisis exploratorio de datos, sin que el volumen de datos sea un limitante, facilitando la interpretación gráfica del comportamiento y variabilidad de los datos. Los resultados de la investigación pueden ser utilizados como referencia en la planificación de nuevos pozos de similares características, así como en la construcción de nuevos indicadores claves de rendimiento.

**Palabras clave:** indicadores clave de rendimiento, estadística descriptiva, perforación, análisis exploratorio de datos, univariante.

**Abstract:** Key performance indicators play an important role in drilling operations since they facilitate the evaluation of their performance between wells with similar characteristics. Using the information from the wells drilled between 2015 and 2019 in eastern Ecuador, a methodology has been established to estimate key performance indicators by collecting qualitative and quantitative data from the final drilling reports. The present work compiles the information from the final drilling reports of 275 of the 699 wells drilled during the mentioned time interval, to establish standard data and behavior patterns during drilling operations in order to optimize future projects; To apply the

Cómo citar: Delgado-Velasco, S. F., Narváez-Curillo, A. X., Lira-González, S. A., Pinto-Arteaga, G. R., & Ubillús-Alcivar, J. E. (2021). Metodología para estimar indicadores claves de rendimiento en operaciones de perforación mediante análisis estadístico univariante. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, 11(1), 68–75. <https://doi.org/10.29166/revfig.v11i1.3117>

methodology, the R Studio program was used, which has the necessary tools for statistical analysis and exploratory data analysis, without the volume of data being a limitation, facilitating the graphic interpretation of the behavior and variability of the data. The results of this research can be used as a reference in the planning of new wells with similar characteristics, as well as in the construction of new key performance indicators.

**Keywords:** key performance indicators, descriptive statistics, drilling, exploratory data analysis, univariant.

## INTRODUCCIÓN

El proceso de perforar un pozo es demasiado complejo, involucran varios sistemas que interactúan con el lodo de perforación y las rocas venideras. La Ingeniería de Diseño y Construcción de Pozos se vuelve más sofisticado e involucra mayores riesgos y costos (Suryadi, 2021).

Debido a la necesidad de optimizar las operaciones de perforación que se traduce en una necesidad constante de reducir los costos de entrega de pozos de hidrocarburos mediante nuevas y mejores tecnologías de perforación como eliminar reconstrucciones, automatización de procesos o proyectos (Fierro-Herrera et al, 2017).

Es necesario seleccionar varios parámetros que permiten medir el desempeño de la perforación, estos son los Indicadores Clave de Rendimiento (KPI), por sus siglas en inglés. Los KPI han jugado un papel importante en la ingeniería de perforación, gracias a que proveen una evaluación analítica y continua del desempeño de las operaciones contribuyendo al ahorro de tiempo y dinero (Fernández et al, 2020).

En algunas ocasiones, es muy complejo determinar los diferentes KPI, puesto que la industria no posee un acuerdo en cómo medirlos, sobre todo en el ámbito del desempeño del pozo durante su vida útil (Damski y El Afifi, 2021)

Asimismo, para cumplir con los objetivos de optimización de la producción mediante el monitoreo a tiempo a real de los sistemas de producción, se ha desarrollado “Campos Digitales”, DOF por sus siglas en inglés. Los KPI constituyen una parte fundamental en el desarrollo de los DOF pues permiten identificar información condensada del estado de los sistemas a tiempo real (Rubanu et al, 2017).

Además, permiten tomar decisiones y determinar aquellas acciones que han sido más efectivas a la hora de cumplir con los objetivos trazados (Gómez, 2018).

En una operación, no todos los KPI pueden ser considerados aceptables o necesarios, deben realmente poseer una relevancia significativa respecto a los demás para formar parte de la evaluación técnica. Cuando un KPI no es aceptado se debe explicar porque no se seleccionó y recomendar una acción para mitigar las consecuencias de no lograr este KPI (Dhote et al, 2019).

La Administración del Desempeño de Perforación generalmente monitorea los KPI de todo el equipo de perforación, establece metas, realiza seguimiento y genera reportes. El propósito final es la mejora continua en las operaciones de perforación, utilizando los KPI como indicadores de éxito (Handoko et al, 2021).

Previo a la construcción de un pozo de hidrocarburo se realizan múltiples estudios donde se trazan los objetivos que se desea cumplir, para ello se requiere un análisis previo de variables: tiempos, profundidades, herramientas, desviaciones, entre otras, con el fin de proporcionar un estimado de inversión en el proyecto y así establecer una base de inversiones que no debería extenderse para no generar pérdidas en las arcas del proyecto (Gutiérrez et al, 2019).

Las campañas de perforación son muy dinámicas y varían de acuerdo con el trabajo basados en diferentes parámetros como recursos disponibles, campo, profundidad del pozo, formaciones, mecanismos de levantamiento y estrategias de producción; los tiempos de planificación del proyecto pueden ser de tres meses a un año donde se establece costos y recursos disponibles para cumplir los objetivos del proyecto (Mohammed et al, 2021).

A lo largo del crecimiento de la industria petrolera, varias empresas han incursionado en la perforación de pozos con nuevas tecnologías, buscando obtener los mayores réditos posibles. Tal es el caso, de la empresa Petroleum Development Oman (PDO) quienes mediante su proyecto Rig Performance Analytics pretenden para el 2030 terminar los pozos a la mitad del actual tiempo de entrega, maximizando la disponibilidad del pozo y el valor de sus empleados y la tecnología (Al – Qassabi, 2019).

Otras compañías como Malaysia Petroleum Management (MPM), han propuesto un mecanismo de categorización de pozos complejos para reflejar de manera realista y precisa las metas que se deben cumplir bajo diferentes parámetros, busca mejorar el rendimiento de la perforación y reducir los costos por pozo perforado (Yunus y Tarmizi, 2020).

La vinculación de técnicas modernas de ciencia de datos ha colaborado a la optimización de los KPI tales como tiempo de perforación, tasa de penetración y tiempos no productivos (NPT). Además, ha aportado a mejorar la eficiencia en aspectos como procesamiento de datos no estructurados, análisis de operaciones, auto generación de reportes y conocimiento compartido entre campos (Zhang et al, 2020).

En Ecuador, es necesario que las empresas prestadoras de servicios trabajen en optimizar los procesos de perforación de pozos de hidrocarburos, para mejorar la calidad de servicio y en lo posible disminuir complicaciones que podrían generar mayores costos.

La aplicación de estas nuevas tecnologías, en proyectos multimillonarios petroleros en ejecución requieren necesariamente de un monitoreo constante, pues una variación mínima sea positiva o negativa puede alterar todo el curso de la inversión: generando aumento de costos, de tiempo o provocando cuantiosos ahorros (Rashid et al, 2021).

El presente trabajo consiste en maquetar una metodología que permita estimar indicadores claves de rendimiento mediante un análisis estadístico univariante.

## METODOLOGÍA

El estudio realizado es de tipo exploratorio – descriptivo que propone una metodología para estimar valores óptimos de los KPI asociados a los informes finales de perforación, mediante un Análisis Exploratorio de Datos (EDA),

por sus siglas en inglés. La metodología seguirá los pasos que se describen a continuación:

### *Flujo de trabajo*

1. **Identificar las fuentes de información.**  
Se definen las fuentes de dónde se va a obtener la información (libros, revistas, papers, informes, reportes, entre otros), para ejecutar el EDA.
2. **Población y muestra**  
Se calcula la muestra poblacional, a partir de la confiabilidad esperada al aplicar la metodología mediante la ecuación de Muestra Poblacional Finita o Infinita, dependiendo del tamaño de la población.
3. **Recopilación de los datos**  
Se identifican las variables que serán útiles en el análisis, para efectuar la posterior estructuración de la base de datos con la información necesaria.
4. **Clasificación de los datos**  
Entre las variables seleccionadas existentes en la base de datos, se determinan sus tipos: cualitativa (ordinal, nominal) y cuantitativa (discretas, continuas).
5. **Procesamiento y visualización de los datos**  
Generada la matriz de datos, se realiza un primer análisis estadístico basado en gráficas para identificar patrones, tendencias, que permita entender de una forma rápida cómo se distribuyen los datos.
6. **Limpieza de los datos.**  
Con lo observado en el paso anterior, se descartan los datos que no presentan coherencia en relación con los demás bloques de datos, ellos pueden ser producto de errores al momento de recopilar la información desde los informes o en la digitalización de estos.
7. **Selección de indicadores clave de rendimiento**  
De los datos seleccionados en la base de datos, se descartan las variables que no califican como KPI, para definir a una variable como indicador clave de rendimiento, esta tiene que ser: clara, relevante y monitoreable.
8. **Agrupamiento de datos en categorías según su clase y configuración.**  
Se agrupan los datos recopilados mediante clases utilizando la profundidad total (MD) y la configuración del pozo.
9. **Análisis exploratorio de datos**  
Distribuidos los datos en clases, se procede a realizar el EDA que consiste en un análisis estadístico descriptivo que abarca medidas de tendencia central, de dispersión, de posición y de forma; este proceso se realiza para cada uno de los indicadores clave de rendimiento seleccionados.
10. **Toma de decisiones**  
Se establece el valor óptimo de cada indicador a partir de los datos analizados.

## RESULTADOS

En este trabajo, la información se obtuvo de los informes finales de perforación generados por cada una de las empresas operadoras.

A partir de la población de 699 informes finales de perforación, utilizando la ecuación de muestra poblacional finita, con un 95% de confianza y 5% de margen de error, se obtuvo una muestra de 245 pozos, sin embargo, el análisis se lo realizó con 275 pozos.

Debido a las diferentes profundidades que se dispone en la base de datos, se decide a agruparlas en tres clases diferentes y respecto al tipo de pozo, para optimizar el análisis a las categorías clase – configuración de mayor frecuencia en los datos. (Ver Tablas 1 y 2).

**Tabla 1**

Número de pozos por clase y configuración

	J	S	Horizontal	Vertical
Clase 1	17	1	0	3
Clase 2	72	18	38	1
Clase 3	88	18	16	3

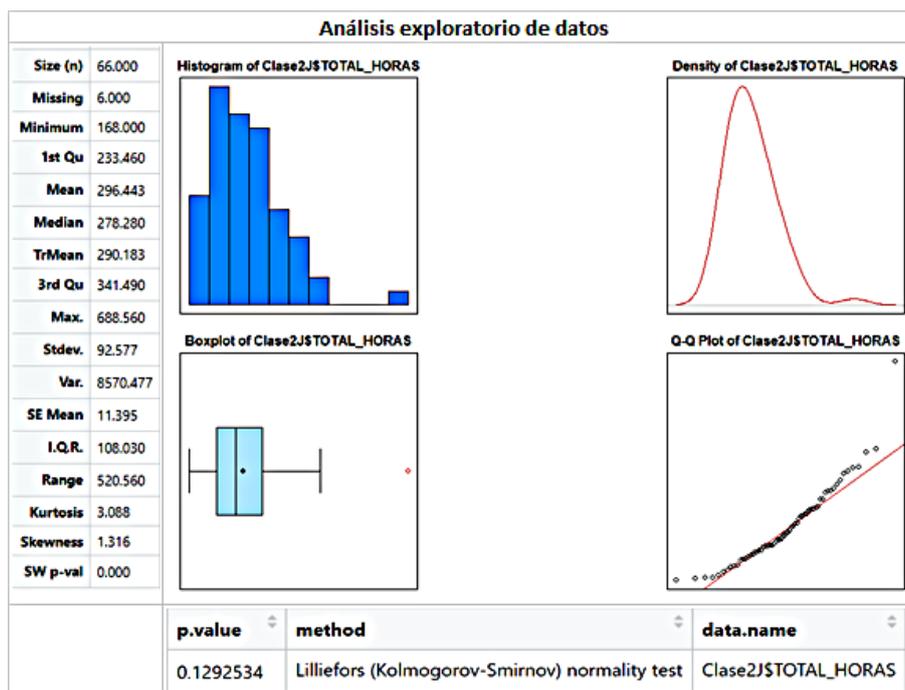
**Tabla 2**

Porcentaje de pozos por clase y configuración

	J	S	Horizontal	Vertical
Clase 1	6.2%	0.4%	0%	1.1%
Clase 2	26.2%	6.5%	13.8%	0.4%
Clase 3	32%	6.5%	5.8%	1.1%

De la base de datos general, se obtuvo un total de 73 variables, de las que se descartaron las que no presentan mayor relevancia como fechas, ángulos, diámetros de tubería, nombres de compañías, entre otras, obteniendo un total de 21 variables significativas y, mediante el paso descrito en la metodología para selección de los KPI, se seleccionaron un total de 8 KPI para ser analizados.

Para el total de horas de operación, que es uno de los KPI seleccionados, a partir de las categorías clase – configuración se efectuó el EDA, donde se generaron medidas de tendencia central (media, mediana, moda), medidas de dispersión (rango, varianza, desviación estándar), medidas de posición (cuartiles), medidas de forma (sesgo, curtosis) y gráficas (ver figura 1). El mismo procedimiento se realizó para cada uno de los KPI restantes y sus respectivas categorías.



**Figura 1**

Análisis exploratorio de datos para el total de horas de operación

Delgado y Narváz, 2020

A partir del EDA, se identifica las siguientes características de los datos:

- Cómo se encuentran distribuidos a través de un histograma.
- Si existe variabilidad entre ellos a partir de la varianza y la desviación estándar.
- El lugar donde se concentran la mayor cantidad de datos utilizando los cuartiles.
- Se evidencia la presencia de sesgos positivos o negativos mediante la gráfica de densidad.
- Si posee datos atípicos utilizando el boxplot.
- Si los datos tienen una distribución normal; una distribución se la considera normal cuando la prueba de normalidad da como resultado mayor o igual a 0.05, para lo cual se aplica la prueba de normalidad dependiendo del tamaño de los datos analizados, si se disponen menos de 50 datos se usa la prueba de Shapiro – Wilk, caso contrario se utiliza la de Kolmogorov – Smirnov y a partir de la gráfica de Q-Q plot se considera normal cuando los datos siguen la trayectoria de la recta.

Se selecciona el valor óptimo, a partir de la media obtenida para cada KPI. (Ver tabla 3)

**Tabla 3**  
Valores óptimos para el total de horas de operación

CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
182,5	-	-	-	296,5	378	243,5	-	501	552	695	-

Delgado y Narváez, 2020

El mismo procedimiento fue realizado para los 7 KPI restantes dando como resultados las siguientes tablas: (tabla 4, tabla 5, tabla 6, tabla 7, tabla 8, tabla 9, tabla 10)

**Tabla 4**  
Valores óptimos para el tiempo productivo

CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
178,993	-	-	-	286,608	367,255	235,277	-	471,659	509,786	648,487	-

**Tabla 5**  
Valores óptimos para los tiempos no productivos

CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1,5	-	-	-	3,5	11,882	3,25	-	9	5,25	23,72	-

Delgado y Narváez, 2020

**Tabla 6**  
Valores óptimos para tiempo de perforación

SECCIÓN	CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
	J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1	12,773	-	-	-	30,194	44,331	35,664	-	62,741	53,635	51,495	-
2	18,532	-	-	-	41,552	77,698	21,374	-	86,459	75,854	98,392	-
3	7,365	-	-	-	19,308	26,004	20,149	-	42,331	29,436	35,526	-

Delgado y Narváez, 2020

**Tabla 7**  
Valores óptimos para tasa de penetración

SECCIÓN	CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
	J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1	182,441	-	-	-	126,934	123,635	179,058	-	119,125	105,268	122,497	-
2	183,638	-	-	-	125,479	102,803	152,074	-	58,227	52,238	56,836	-
3	70,036	-	-	-	73,207	61,601	61,172	-	48,184	46,395	44,038	-

Delgado y Narváez, 2020

**Tabla 8**  
Valores óptimos para tiempo de corrida de revestidores

SECCIÓN	CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
	J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1	4,002	-	-	-	8,611	10,458	8,264	-	17,087	12,665	17,133	-
2	7,127	-	-	-	11,746	16,139	8,248	-	18,22	16,8	19,625	-
3	7	-	-	-	11,488	12,896	9,795	-	17,648	17,533	16,857	-

Delgado y Narváez, 2020

**Tabla 9**  
Valores óptimos para el número de ensamblaje de fondo

SECCIÓN	CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
	J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1	1	-	-	-	2	2	1	-	3	3	2	-
2	1	-	-	-	2	2	1	-	3	2	2	-
3	1	-	-	-	1	1	1	-	2	1	2	-

Delgado y Narváez, 2020

**Tabla 10**  
Valores óptimos para el número de brocas

SECCIÓN	CLASE 1				CLASE 2				CLASE 3			
	J	S	H	V	J	S	H	V	J	S	H	V
1	1	-	-	-	1	1	1	-	3	2	2	-
2	1	-	-	-	2	2	1	-	3	2	2	-
3	1	-	-	-	1	1	1	-	1	1	2	-

Delgado y Narváez, 2020

## DISCUSIÓN

La agrupación de los datos mediante las clases queda a la interpretación de quien aplique la metodología según criterios estadísticos, de ingeniería, geológicos, operativos, entre otros.

Después realizar el análisis descrito anteriormente, se establece como valor óptimo el correspondiente a la media para cada uno de los indicadores clave de rendimiento analizados, debido a que, en general en todos los análisis realizados, los datos se concentran alrededor de este valor, a excepción de pocos datos que se alejan hacia valores más bajos o altos, que en cuyo caso se los consideran datos atípicos provocando que la variabilidad de los datos sea alta. Estos datos pueden ser descartados si se desea para evitar sesgos innecesarios en la distribución.

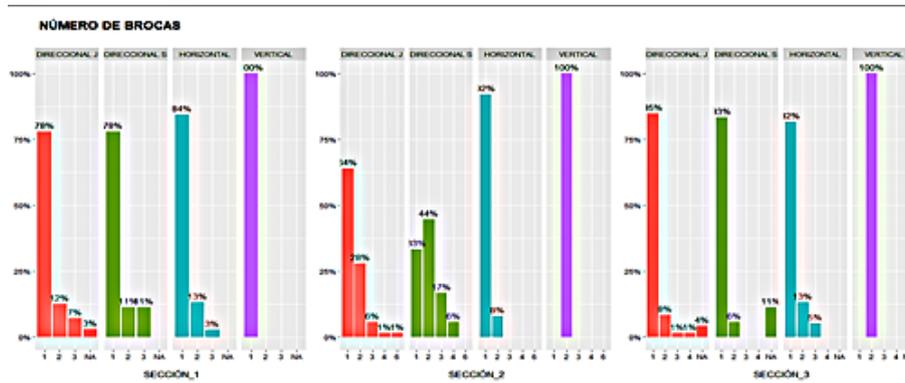
Para el caso de los siguientes indicadores clave de rendimiento:

Tiempo Total de Operación, Tiempo Productivo, Tiempo de Perforación y Tiempo de Corrida del Revestidor, los valores que estén bajo la media, se los consideran eficientes y los que estén sobre el valor de la media se los considera ineficientes.

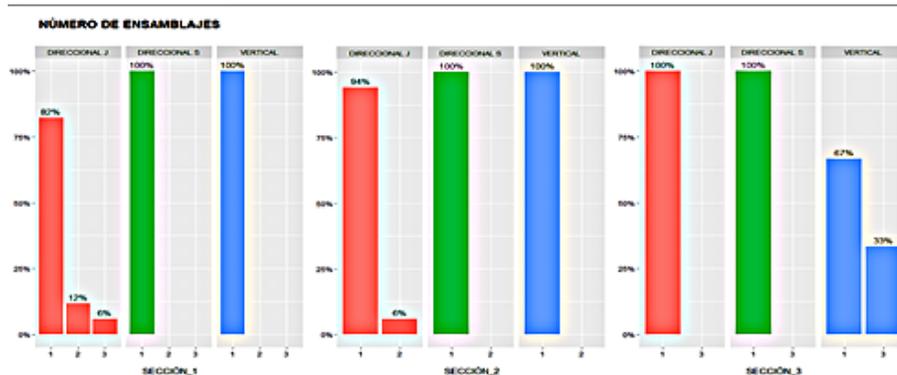
Para el caso del KPI: Tasa de Penetración (ROP), los valores que estén sobre la media se los considera eficientes y los que estén bajo el valor de la media, se los considera ineficientes. Cuando la variabilidad de los datos sea considerable, se debe interpretar el valor de la desviación estándar, puesto que cuando este valor es alto los resultados son menos confiables a la hora de tomar decisiones.

Con respecto al indicador de rendimiento: Tiempo No Productivo (NPT), se establece como valor óptimo el correspondiente a la mediana, porque la media se encuentra afectada por la presencia de datos muy altos de NPT. Al optimizar las operaciones de perforación, se debe tener el menor tiempo no productivo posible, al ser la mediana menor que la media se establece como valor óptimo. Los valores que estén bajo la mediana se consideran eficientes y los que estén sobre la mediana se los considera ineficientes.

Para los KPI: Número de Brocas y Número de Ensamblajes de Fondo (BHA), al ser datos de tipo cuantitativo discreto, se lo analiza con respecto a las frecuencias, por ende, se lo toma como valor óptimo a los valores que tengan las frecuencias altas. (Ver Figuras 2 y 3)



**Figura 2**  
Análisis de frecuencias para el número de brocas  
Delgado y Narváez, 2020



**Figura 3**  
Análisis de frecuencias para los valores óptimos de ensamblaje de fondo  
Delgado y Narváez, 2020

## CONCLUSIONES

La estandarización en los reportes y protocolos de recolección de datos tienen un impacto importante en los tiempos de procesamiento y en la calidad de los datos, a la hora de construir este tipo de base de datos que superan los 15000 datos.

En la implementación de esta metodología es importante que se tenga claro el objetivo principal de la optimización para poder construir las categorías para la agrupación de los datos.

En la construcción de la metodología de análisis de datos, es importante seleccionar bien cuáles son las variables que más influyen en el objetivo a optimizar, en esta implementación de la metodología de las 73 variables, solo 8 fueron consideradas como KPI.

Para la implementación de la metodología se utilizó R Studio, sin embargo, se puede utilizar cualquier paquete informático de análisis estadístico que permita manejar grandes cantidades de datos.

Los valores óptimos se agruparon en 3 estilos: los mínimos deseados como tiempos, máximos deseados como el ROP y los discretos como el número de brocas.

En las variables con dispersión de datos significativos se recomienda tomar como valor óptimo a la mediana y para variables más condensadas se puede tomar como valor óptimo a la media.

## REFERENCIAS

- Al Qassabi, K., 2019. *Rig Performance Analytics The Integrated Approach*. Petroleum Development Oman. Recuperado de: <https://www.software.slb.com/-/media/software-media-items/software/documents/external/technical-presentations/sis-global-forum-2019/dr/rig-performance-analytics--the-integrated-approach.pdf?la=en&hash=2BAE8332C15D9423E6E513B595C0D9052668DFBD>
- Damski, C., y El Afifi, S., 2021. The Hard Case for Whole Drilling Optimization. *Middle East Drilling Technology Conference and Exhibition*, Abu Dhabi, UAE. <https://doi.org/10.2118/202188-ms>
- Delgado, S. y Narváez, A., 2020. *Análisis estadístico de indicadores de rendimiento para servicios de perforación en los últimos 5 años en el Ecuador* (Tesis de pregrado). Universidad Central del Ecuador. Quito.
- Dhote, P., Al-Adwani, T., Al-Bahar, M., Al-Otaibi, A., Chakraborty, S. y Slobodan, S., 2019. KPI Based Standardizing Static Geomodeling Practices for QA and QC of Models. International Petroleum Technology Conference. DOI: <https://bvirtual.epn.edu.ec:2069/10.2523/IPTC-19123-MS>
- Fernández, H. P., Sugiatmo, K. y Suryo, P., 2020. The Effect of Invisible Lost Time on Drilling Performance of Geothermal Wells. *Journal of Earth Energy Science, Engineering, and Technology*, volume 3. DOI: <http://dx.doi.org/10.25105/jeeset.v3i1.6662>
- Fierro-Herrera, M., Romero-Chacin, D., Schmidt, A., Erives-Gonzalez, J. L., Dick, H. P., Dorantes-García-Barzanallana, A. E., Amundsen, S., Guedes De Carvalho, R., López, J. C., Escobedo-Flores, M., Basso-Mora, M. A., Kim, A., Hoil-Marrufo, G. y García, H., 2017. Overhauling KPI Drilling Performance Trough RT Operations Integration Center. *SPE Latin America and Caribbean Petroleum*

- Engineering Conference*, Buenos Aires, Argentina. <https://doi.org/10.2118/185528-ms>
- Gómez, J., 2018. *KPI: ¿Cómo Medir la Productividad en Perforación?*. Recuperado de <https://perforador20.wordpress.com/2018/07/07/kpi-como-medir-la-productividad-en-perforacion/>
- Gutiérrez, D., Cornwall, R. C., Nuimi, S. M., Tripathi, D. T., Hidalgo, M. H., Alkuwaiti, H., Soni, S., y Isambertt, J., 2019. True Well Performance Validation Using Management by Exception and Data Analytics to Improve Well Test Validation KPI. *SPE Kuwait Oil & Gas Conference and Show*, Mishref, Kuwait. <https://doi.org/10.2118/198052-ms>
- Handoko, A. I., Khella, H. E., Couzigou, E. y Al-Marzouqi, A. A., 2021. Enhancing the Drilling Performance Management on a Large Drilling Operation. *Middle East Drilling Technology Conference and Exhibition*, Abu Dhabi, UAE. <https://doi.org/10.2118/202156-ms>
- Mohammed, S., Persad, D., y Baksh, K., 2021. Development and Execution of Heritage Petroleum Company Limited's First Offshore Workover Campaign - A Case History of Successful Implementation of Performance Management. *SPE Trinidad and Tobago Section Energy Resources Conference*, Trinidad y Tobago. <https://doi.org/10.2118/200959-ms>
- Rashid, F., al Saadi, H. M., Duivala, S. Y., Butt, S., al Mansoori, S. y Mughal, M. I., 2021. Accurate Drilling Data Interpretations Brought Significant Values to a Major Drilling Project. *Middle East Drilling Technology Conference and Exhibition*, Abu Dhabi, UAE. <https://doi.org/10.2118/202073-ms>
- Rubanu, A., Cerri, P., Ciccorossi, P., Bianco, A. y Masi, S., 2017. Field Application of Key Performance Indicators for Digital Oilfield to Monitor and Predict Process Upsets. *Offshore Mediterranean Conference and Exhibition*, Ravenna, Italy.
- Suryadi, H. (2021, junio). A Novel Approach to Drilling Engineering Sensitivity Analysis and Visualization. *LADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/201072-ms>
- Yunus, M. N. y Tarmizi, M. F., 2020. Drilling Minimum Standard as Regulatory Benchmarking for Drilling Performance in Malaysia. *Offshore Technology Conference Asia*, Kuala Lumpur, Malasia. <https://doi.org/10.4043/30384-ms>
- Zhang, H., Lu, B., Yang, S., Ke, K., Song, J., Hou, X., Wang, Z., y Jin, X., 2020. A Global Drilling KPIs Analysis System Based on Modern Data Science Techniques. *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference*, Abu Dhabi, UAE. <https://doi.org/10.2118/203378-ms>