

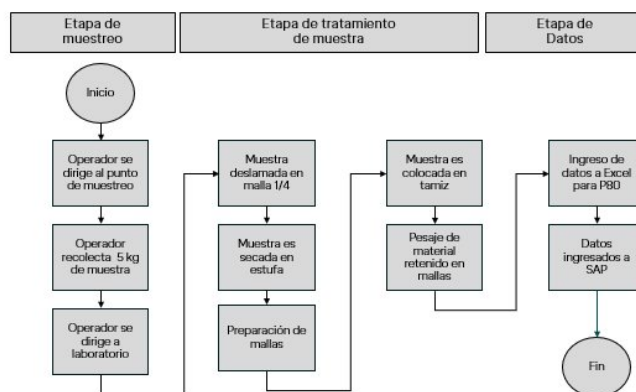
V360: VIDEOANALÍTICA DE GRANULOMETRÍA EN PLANTA CONCENTRADORA

Zela Marcos Piero, Alpayana
Criado Villegas Jose, Alpayana
Díaz Robles Luis, Alpayana

Introducción

La granulometría del mineral constituye una de las variables más relevantes para la estabilidad y eficiencia de una planta concentradora, debido a su impacto directo en la capacidad de tratamiento, el desempeño del circuito de molienda y la eficiencia metalúrgica en las etapas posteriores de flotación. En particular, indicadores como F80 y P80 permiten caracterizar el tamaño de partícula de alimentación y producto, influyendo de manera determinante en la recuperación metalúrgica, el consumo energético y la continuidad operativa del proceso.

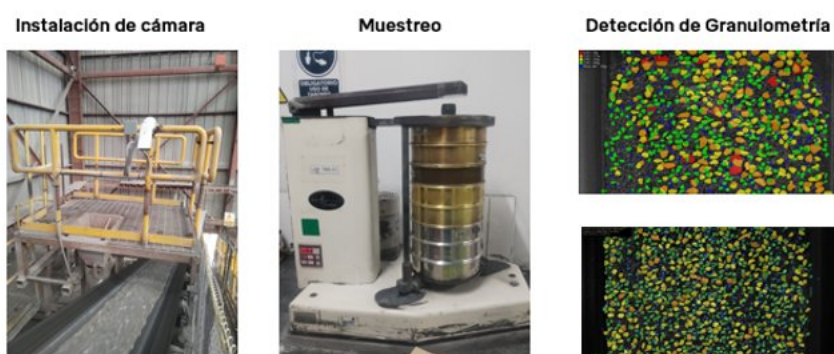
En la UM Americana, la medición de granulometría se realiza actualmente de manera convencional mediante un proceso manual de tamizado. El flujo actual comprende el desplazamiento del operador al punto de muestreo, la recolección de aproximadamente 5 kg de muestra, su traslado al laboratorio, el deslamado, secado en estufa, preparación de mallas, tamizado, pesaje del material retenido en mallas y posterior cálculo del F80 en Excel, para finalmente registrar la información en SAP. Este esquema demanda alrededor de media guardia por jornada para obtener un solo resultado por punto de medición, equivalente a aproximadamente 1,500 horas-hombre al año, además de generar una disponibilidad tardía de información para la toma de decisiones.



1.1 Gráfico de flujo de muestreo manual

Desde la perspectiva operativa, esta condición limita la capacidad de control oportuno sobre la alimentación al circuito de conminución y amplifica la variabilidad del proceso. Una alimentación más gruesa de lo esperado puede reducir la capacidad del circuito de molienda, mientras que una granulometría excesivamente fina puede comprometer la selectividad y el desempeño de la flotación. Por tanto, la baja frecuencia de medición y el desfase temporal entre el muestreo y la obtención del resultado restringen la posibilidad de actuar de manera preventiva o correctiva sobre una variable crítica del proceso.

El punto de medición evaluado en este trabajo se ubica en la Faja 7, dentro del circuito de conminución de la planta, específicamente en la transferencia del mineral proveniente del stock pile hacia la etapa de molienda. Esta ubicación es estratégica, ya que representa la alimentación que condiciona el comportamiento de los molinos primario y secundario y, en consecuencia, el desempeño aguas abajo del circuito de flotación Bulk y Zinc. Sobre este punto se implementó el modelo V360: Videoanalítica de Granulometría en Planta Concentradora, una solución basada en visión computacional e inteligencia artificial que permite estimar la granulometría en tiempo casi real, incrementando la disponibilidad de información, reduciendo la dependencia del análisis manual y fortaleciendo la capacidad de control del proceso.



1.2 Secuencia de implementación Modelo V360

Metodología

El proyecto se desarrolló bajo un enfoque de piloto operativo, ejecutado en condiciones reales de planta, con el objetivo de validar la capacidad de un modelo de visión computacional para estimar la granulometría del mineral a partir de imágenes capturadas en línea. La metodología consideró cuatro etapas principales: desarrollo de modelos, integración a sistemas, instalación y montaje, y monitoreo y optimización, asegurando que la solución no solo alcanzara desempeño técnico, sino que también pudiera integrarse progresivamente al proceso operativo de la UM Americana.

En la primera etapa, Desarrollo de Modelos, se diseñó el modelo de videoanalítica para procesar imágenes del flujo de mineral capturadas desde el punto de medición seleccionado. El procesamiento se basó en técnicas de visión computacional orientadas a la segmentación de partículas, detección de bordes y análisis de contornos, permitiendo identificar partículas individuales y estimar sus tamaños relativos. A partir de múltiples frames capturados por muestra, el modelo generó distribuciones granulométricas asociadas a las mallas de referencia 3/4", 1/2", 3/8" y 1/4", y estimó el indicador F80 mediante agregación estadística. Esta etapa permitió construir la base analítica del modelo y establecer la lógica de cálculo para transformar imágenes en información granulométrica útil para la operación.

La segunda etapa correspondió a la Integración a Sistemas, enfocada en preparar la arquitectura tecnológica necesaria para asegurar la trazabilidad, almacenamiento y disponibilidad de los datos generados por el modelo. En esta fase se consideró la

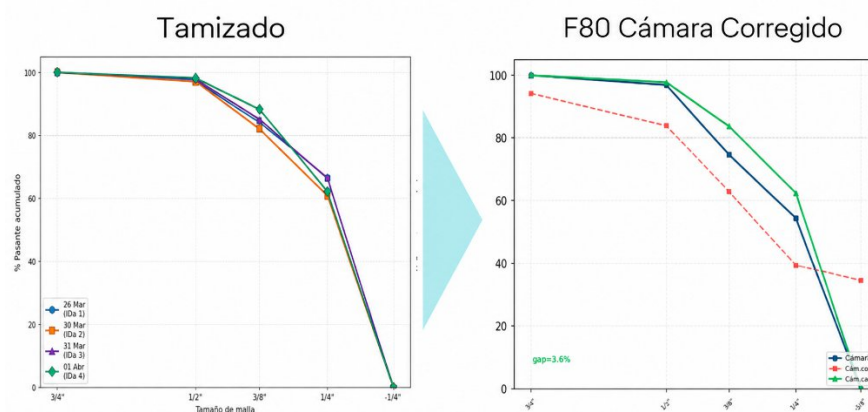
historización de imágenes, resultados granulométricos y variables asociadas al proceso, con el fin de habilitar análisis posteriores, comparación contra resultados de laboratorio y seguimiento de tendencias operativas. Esta integración permitió vincular el modelo con una lógica de gestión de información, evitando que la solución funcione como un desarrollo aislado y orientándola hacia un esquema escalable de monitoreo digital.



1.3 Flujo de Integración a Sistemas

La tercera etapa, Instalación y Montaje, comprendió la implementación física de los componentes necesarios para la captura de imágenes en planta, incluyendo cámara, infraestructura de soporte, conectividad y servidores para el procesamiento de información. La instalación se realizó en el punto de medición definido dentro del circuito de conminución, asegurando condiciones adecuadas de visibilidad, ángulo de captura, iluminación y continuidad de operación. Esta etapa fue clave para garantizar que las imágenes capturadas representaran adecuadamente el flujo de mineral y que el modelo pudiera operar sobre datos obtenidos directamente desde el entorno productivo.

Como parte del proceso de validación, se implementó una calibración basada en muestreo físico y análisis granulométrico de laboratorio. Los resultados obtenidos por el método convencional fueron utilizados como referencia para contrastar las estimaciones del modelo. A partir de esta comparación, se desarrollaron factores de corrección por rangos granulométricos, ajustando tanto el valor estimado de F80 como la curva granulométrica generada por el sistema. Este enfoque permitió reducir desviaciones, mejorar la precisión del modelo y adaptar sus resultados a las condiciones particulares del mineral y del punto de medición.



1.4 Curva granulométrica tamizada y corregida

Finalmente, la cuarta etapa, Monitoreo y Optimización, estuvo orientada a evaluar el desempeño del modelo, ajustar parámetros y mejorar progresivamente la calidad de las estimaciones. Para ello, se aplicaron métodos de búsqueda combinatoria, como grid

search, y técnicas de optimización global, como Differential Evolution, evaluando múltiples configuraciones de procesamiento y calibración. El desempeño fue medido mediante métricas de error como MAPE, MAE y RMSE, permitiendo cuantificar la desviación entre la estimación generada por el modelo y los valores de referencia obtenidos en laboratorio.

Resultados de conjunto de muestras					
Muestras	F80 Tamizado	F80 Calibrado	Error	Error %	Estado
M-11, M-12, M-15	9.04 mm	8.87 mm	-0.17 mm	1.9%	✓
M-16, M-17, M-18	8.68 mm	8.58 mm	-0.11 mm	1.2%	✓
M-19, M-20, M-21	7.87 mm	8.46 mm	+0.59 mm	7.6%	⚠
M-22, M-23, M-24	8.87 mm	8.95 mm	+0.08 mm	0.9%	✓
M-25, M-26, M-27	8.94 mm	8.82 mm	-0.12 mm	1.3%	✓
M-28, M-29, M-30	8.36 mm	8.55 mm	+0.19 mm	2.2%	✓
M-31, M-32, M-33	8.47 mm	8.55 mm	+0.07 mm	0.9%	✓
M-35, M-36	8.02 mm	8.37 mm	+0.35 mm	4.4%	✓

Elaboración Propia

Resultados y Conclusiones

El modelo calibrado alcanzó un MAPE de 8.23%, un MAE de 0.69 mm y un RMSE de 0.84 mm, demostrando capacidad para representar la tendencia del proceso. Estos resultados confirman la viabilidad técnica de estimar la granulometría mediante videoanalítica en condiciones reales.

El sistema permite transformar un proceso manual en un monitoreo continuo, mejorando la visibilidad del proceso y reduciendo la variabilidad en la alimentación a molienda. Esto facilita la identificación de desviaciones respecto a rangos óptimos y mejora la estabilidad del circuito.

Adicionalmente, se reduce la dependencia de muestreos manuales, los cuales pueden demandar del orden de 1500 horas-hombre anuales, mejorando la eficiencia operativa y la disponibilidad del personal para tareas de mayor valor.

Se identificaron como principales fuentes de error la calidad de imagen, la desalineación temporal entre datos físicos y digitales y el tamaño limitado del dataset.

En conclusión, V360 demuestra que la aplicación de inteligencia artificial en videoanalítica es una solución viable para la estimación en línea de granulometría, permitiendo mejorar el control del proceso, incrementar la productividad y reducir costos operativos, avanzando hacia una operación más eficiente y basada en datos.

Bibliografía

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson.

Szeliski, R. (2022). *Computer vision: Algorithms and applications* (2nd ed.). Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9>

Chen, C. H. (Ed.). (2012). *Video analytics for business intelligence*. Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-28598-1>

Wills, B. A., & Finch, J. A. (2015). *Wills' mineral processing technology: An introduction to the practical aspects of ore treatment and mineral recovery* (8th ed.). Butterworth-Heinemann.

Fuerstenau, M. C., & Han, K. N. (Eds.). (2003). *Principles of mineral processing*. Society for Mining, Metallurgy, and Exploration.

Kirillov, A., Mintun, E., Ravi, N., Mao, H., Rolland, C., Gustafson, L., Xiao, T., Whitehead, S., Berg, A. C., Lo, W.-Y., Dollár, P., & Girshick, R. (2023). Segment anything. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 4015–4026. <https://doi.org/10.1109/ICCV51070.2023.00371>

Caron, M., Touvron, H., Misra, I., Jégou, H., Mairal, J., Bojanowski, P., & Joulin, A. (2021). Emerging properties in self-supervised vision transformers. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 9650–9660.
<https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00951>