



Módulo 4. Analítica para la gestión y retención del talento

- ☰ 1. Analítica para la gestión y retención del talento
- ☰ 2. Analítica aplicada a la atracción, desarrollo y aprendizaje del colaborador
- ☰ Referencias

1. Analítica para la gestión y retención del talento

La aplicación de People Analytics al ciclo del colaborador representa un cambio sustantivo en la forma en que las organizaciones analizan, comprenden y gestionan su capital humano. A lo largo de este módulo se aborda cómo el uso sistemático de datos permite pasar de una gestión basada en percepciones a decisiones sustentadas en evidencia, integrando métricas, indicadores y modelos analíticos en los principales procesos de recursos humanos.

El módulo se organiza en dos grandes ejes. En primer lugar, se analiza la rotación de personal como fenómeno estratégico, profundizando en sus métricas, en la interpretación de indicadores clave y en el uso de modelos predictivos para anticipar el abandono. En segundo lugar, se explora la aplicación de analítica en los procesos de atracción, selección, desarrollo y aprendizaje, considerando indicadores como *time to hire*,

time to fill, calidad de contratación y evaluación del impacto de la formación.

Desde una perspectiva transversal, el módulo pone énfasis en la importancia del gobierno y la calidad de la información como condición necesaria para una analítica confiable. La consistencia de los datos, la integración entre sistemas y la correcta interpretación de los resultados se presentan como elementos centrales para que People Analytics aporte valor real a la toma de decisiones. De este modo, se propone una mirada aplicada y crítica sobre el uso de datos a lo largo de todo el ciclo del colaborador.

Rotación de personal como indicador estratégico

La rotación de personal constituye uno de los fenómenos más relevantes dentro del análisis del ciclo del colaborador. Desde una perspectiva analítica, la rotación no se limita a contabilizar salidas, sino que permite interpretar dinámicas organizacionales vinculadas con la experiencia del colaborador, las prácticas de liderazgo, las condiciones de trabajo y la alineación entre expectativas individuales y organizacionales. En este sentido, el análisis de la rotación se convierte en una puerta de entrada para comprender la salud del sistema de gestión del talento.

La rotación puede definirse como el flujo de personas que abandonan una organización en un período determinado, en relación con el tamaño promedio de la plantilla. Este indicador adquiere sentido cuando se lo contextualiza: no toda rotación es negativa ni todas las salidas responden a las mismas causas. Por ello, la analítica aplicada propone clasificar la rotación según distintos criterios que permiten una lectura más precisa del fenómeno.

Una primera distinción habitual es entre rotación voluntaria e involuntaria. La rotación voluntaria refiere a aquellas salidas decididas por el propio colaborador, mientras que la involuntaria se asocia a desvinculaciones impulsadas por la organización. Esta diferenciación resulta relevante porque cada tipo de rotación responde a factores distintos y exige intervenciones diferentes desde la gestión de personas.

Otra clasificación frecuente distingue entre rotación funcional y disfuncional. La rotación funcional ocurre cuando la salida no afecta negativamente el desempeño organizacional, por ejemplo, en el caso de puestos de baja criticidad o bajo desempeño sostenido. En cambio, la rotación disfuncional se produce cuando abandonan la organización colaboradores con alto desempeño, conocimiento crítico o potencial de desarrollo. Desde el enfoque de People Analytics, esta última es la que suele concentrar mayor atención analítica debido a su impacto estratégico.

Analizar la rotación como indicador estratégico implica superar una mirada meramente descriptiva y avanzar hacia una comprensión sistémica. La rotación se vincula con otros procesos del ciclo del colaborador, como la selección, el desempeño, el desarrollo y el aprendizaje. Por ejemplo, tasas elevadas de rotación temprana pueden indicar fallas en los modelos de ajuste candidato-puesto, mientras que salidas recurrentes en determinados equipos pueden señalar problemas de liderazgo o clima laboral.

En el marco del gobierno y la calidad de la información, el análisis de la rotación exige datos consistentes, históricos comparables y criterios claros de registro de las salidas. Sin estas condiciones, las conclusiones derivadas del análisis pueden resultar sesgadas o incompletas, lo que afecta la toma de decisiones basada en evidencia.

Métricas e indicadores clave de rotación

El análisis de la rotación de personal se apoya en un conjunto de métricas e indicadores que permiten cuantificar el fenómeno, compararlo en el tiempo y segmentarlo según distintas variables organizacionales. Estas métricas constituyen la base descriptiva sobre la cual luego se desarrollan análisis diagnósticos y predictivos.

La siguiente imagen presenta la fórmula básica utilizada para calcular el índice de rotación de personal. Su visualización permite comprender de manera sintética cómo se relaciona el número de salidas con el tamaño promedio de la plantilla, y facilita la interpretación comparativa de este indicador en distintos períodos y contextos organizacionales.

Figura 1: Índice de rotación de personal


$$\text{ÍNDICE DE ROTACIÓN DE PERSONA} = \frac{\text{N}^{\circ} \text{ ACTUAL DE EMPLEADOS QUE RENUNCIARON}}{\text{N}^{\circ} \text{ PROMEDIO DE EMPLEADOS DURANTE EL MISMO PERÍODO ESPECÍFICO}} \times 100$$

La siguiente imagen sintetiza algunas de las principales métricas utilizadas en la gestión de personas para analizar la dinámica de la fuerza laboral. Al integrar conceptos de retención, rotación y abandono, el esquema ofrece una visión general que facilita la comprensión de cómo estos indicadores se relacionan y sirven de punto de partida para análisis más específicos.

Figura 2: Métricas claves para medir en recursos humanos



Según Raffaele (2021), el indicador más utilizado es el índice de rotación de personal, que expresa la relación entre el número de salidas y el promedio de colaboradores en un período determinado. Este índice permite observar la magnitud del fenómeno y establecer comparaciones interanuales o entre áreas, siempre que se mantenga una metodología de cálculo consistente.

El índice de rotación suele calcularse de forma mensual o anual, y su interpretación depende del contexto organizacional, del sector y del tipo de puestos analizados. Una misma tasa puede tener significados muy distintos según el mercado laboral, la estacionalidad del negocio o la criticidad de los roles afectados. Por este motivo, el análisis aislado del indicador resulta insuficiente.

Además del índice general, es habitual trabajar con métricas complementarias que enriquecen el análisis. Entre ellas se encuentra la tasa de rotación voluntaria, que focaliza en las salidas decididas por los colaboradores y suele asociarse a factores de satisfacción, compromiso y expectativas de carrera. Raffaele (2021) señala que este indicador permite identificar riesgos de retención, especialmente cuando se concentra en determinados colectivos.

Otra métrica relevante es la rotación temprana, que mide las salidas que se producen en los primeros meses posteriores al ingreso. Este indicador resulta especialmente útil para evaluar la calidad de los procesos de selección, inducción y *onboarding*. Tasas elevadas de rotación temprana pueden sugerir desajustes entre el perfil del puesto y las expectativas del colaborador, o deficiencias en la integración inicial.

El análisis de la antigüedad promedio de las salidas también aporta información valiosa. Observar en qué momento del ciclo de vida se concentran las desvinculaciones permite identificar patrones, como salidas frecuentes luego de evaluaciones de desempeño o tras determinados hitos organizacionales. Según Raffaele (2021), este tipo de segmentación temporal ayuda a contextualizar la rotación y a orientar acciones preventivas.

Desde una perspectiva económica, el costo de la rotación constituye otro indicador relevante. Este costo incluye tanto componentes directos, como indemnizaciones o gastos de reclutamiento, como componentes indirectos, vinculados con la pérdida de productividad, el tiempo de vacancia del puesto y el esfuerzo de formación de nuevas incorporaciones. Aunque su cálculo suele ser complejo, su estimación permite dimensionar el impacto organizacional de la rotación.

Finalmente, la segmentación de los indicadores por variables como área, rol, nivel jerárquico, ubicación geográfica o desempeño resulta central para una analítica aplicada. Raffaele (2021) destaca que el verdadero valor de las métricas de rotación surge cuando se combinan con otras fuentes de datos y se analizan por colectivos relevantes, lo que evita lecturas agregadas que ocultan dinámicas específicas.

La visualización de métricas de rotación facilita la comprensión de un fenómeno complejo y multidimensional. Un gráfico que muestre distintos indicadores de rotación permite identificar patrones, comparar períodos y observar diferencias entre colectivos. Estas representaciones visuales constituyen una herramienta habitual en los tableros de People Analytics, ya que sintetizan información clave y apoyan la toma de decisiones basada en datos confiables.

La analítica predictiva aplicada a la rotación busca anticipar la probabilidad de que un colaborador abandone la organización en un período futuro determinado. Este enfoque se apoya en modelos estadísticos y algoritmos que identifican patrones en los datos históricos y los utilizan para estimar comportamientos futuros. En el ámbito de People Analytics, este tipo de análisis suele denominarse predicción de abandono o *churn prediction*.

Según Digital Route (s. f.), la predicción de abandono consiste en utilizar datos históricos y actuales para identificar señales tempranas que indiquen un riesgo elevado de salida. Estos modelos no explican por sí mismos las causas del abandono, pero permiten priorizar casos y orientar intervenciones preventivas antes de que la salida se concrete.

Los modelos de predicción de abandono se construyen a partir de variables explicativas que pueden incluir datos demográficos, información contractual, historial de desempeño, participación en instancias de aprendizaje, ausentismo o resultados de encuestas internas. La selección de estas variables depende tanto de la disponibilidad de datos como de la calidad y consistencia de la información registrada, aspecto central desde la perspectiva del gobierno del dato.

Stripe (2024) explica que los modelos de predicción pueden adoptar distintos niveles de complejidad, desde enfoques simples basados en reglas hasta modelos avanzados de aprendizaje automático. En contextos organizacionales, suele ser recomendable comenzar con modelos interpretables, que permitan comprender qué variables están asociadas a un mayor riesgo de abandono, antes de avanzar hacia soluciones más complejas.

Entre los modelos más utilizados se encuentran la regresión logística, los árboles de decisión y los modelos de clasificación. Cada uno presenta ventajas y limitaciones en términos de precisión, interpretabilidad y requerimientos técnicos. Stripe (2024) señala que la elección del modelo debe responder al objetivo del análisis, al volumen de datos disponible y a la capacidad de la organización para interpretar y utilizar los resultados.

Un aspecto central de la predicción de abandono es la definición del horizonte temporal. Predecir la probabilidad de salida en los próximos tres, seis o doce meses implica trabajar con supuestos distintos y afecta tanto el diseño del modelo como la interpretación de los resultados. Digital Route (s. f.) advierte que un horizonte mal definido puede generar alertas poco accionables o intervenciones tardías.

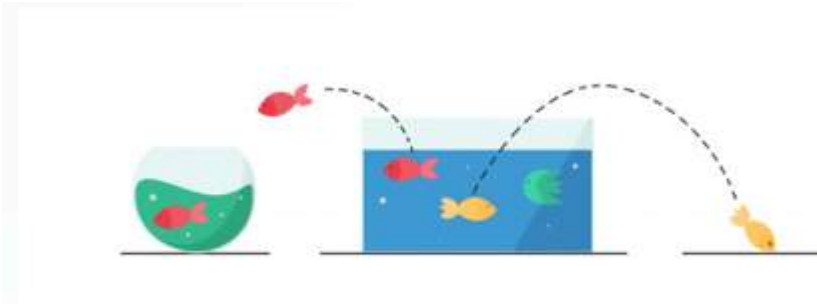
Desde el punto de vista ético y organizacional, el uso de modelos predictivos en gestión del talento exige cautela. Los resultados deben utilizarse como insumos para la toma de decisiones y no como mecanismos automáticos de clasificación. Además, es necesario evitar sesgos derivados de datos históricos y asegurar la transparencia en el uso de la información, en línea con los principios de gobierno y calidad del dato.

En este sentido, la predicción de abandono no reemplaza el juicio profesional ni el análisis cualitativo, sino que los complementa. Los modelos permiten priorizar esfuerzos y focalizar acciones de retención, pero su valor depende de la capacidad de la organización para interpretar los resultados y traducirlos en intervenciones coherentes con su cultura y sus políticas de gestión de personas.

La siguiente imagen utiliza una metáfora visual habitual en los estudios de *churn* para representar la salida progresiva de individuos de un sistema. Aunque su origen se encuentra en el análisis de clientes, el esquema

resulta útil para introducir el concepto de abandono de colaboradores y la lógica predictiva aplicada en People Analytics.

Figura 3: Representación conceptual del *churn*



Fuente: [imagen sin título sobre *churn*] (s. f). <https://tinyurl.com/4u2fvfcz>

MODELOS DE PREDICCIÓN DE ABANDONO

ANALÍTICA DEL DESEMPEÑO, POTENCIAL Y PLANES DE SUCESIÓN

La analítica aplicada al desempeño, al potencial y a la sucesión constituye un componente central de la gestión estratégica del talento. Estos procesos se orientan a evaluar la contribución actual de los colaboradores, identificar capacidades futuras y asegurar la continuidad de roles críticos dentro de la organización.

El análisis del desempeño se apoya en datos provenientes de evaluaciones formales, objetivos cumplidos, indicadores de productividad y retroalimentación estructurada. Desde una perspectiva analítica, el desafío no reside únicamente en medir el desempeño, sino en garantizar la comparabilidad de los datos, la consistencia de los criterios de evaluación y la trazabilidad de los resultados a lo largo del tiempo.

La identificación del potencial introduce una dimensión prospectiva. Mientras el desempeño refleja resultados pasados o presentes, el potencial busca estimar la capacidad de un colaborador para asumir mayores responsabilidades en el futuro. La analítica permite combinar distintas fuentes de información, como evaluaciones de competencias, trayectorias de carrera y participación en programas de desarrollo, para reducir la subjetividad asociada a este tipo de decisiones.

Los planes de sucesión se benefician especialmente de este enfoque integrado. Contar con datos confiables sobre desempeño y potencial facilita la identificación de posibles sucesores para posiciones críticas y permite simular escenarios ante salidas imprevistas. Desde el enfoque de People Analytics, la sucesión deja de ser un ejercicio aislado para convertirse en un proceso continuo, basado en información actualizada y gobernada.

Además, la integración de datos de desempeño y potencial con métricas de rotación permite detectar riesgos específicos. Por ejemplo, la salida de colaboradores con alto desempeño y alto potencial puede señalar problemas en las políticas de desarrollo o en las oportunidades de crecimiento. Este tipo de análisis cruzado resulta posible únicamente cuando existe una arquitectura de datos coherente y una definición clara de los indicadores.

En términos de gobierno de la información, estos procesos requieren especial atención debido a la sensibilidad de los datos involucrados. La confidencialidad, el acceso controlado y la correcta interpretación de los resultados son condiciones necesarias para un uso responsable de la analítica en decisiones de carrera y sucesión.

En conjunto, la analítica del desempeño, el potencial y la sucesión contribuye a una gestión del talento más transparente y consistente, siempre que se base en datos de calidad y se utilice como apoyo a decisiones humanas informadas, y no como un sustituto automático del criterio profesional.

CONTINUAR

2. Analítica aplicada a la atracción, desarrollo y aprendizaje del colaborador

Analítica de selección y modelos de ajuste candidato–puesto

La analítica aplicada a los procesos de selección se orienta a mejorar la calidad de las decisiones de contratación mediante el uso sistemático de datos. Tradicionalmente, la selección de personal se apoyó en la experiencia de los reclutadores, entrevistas no estructuradas y evaluaciones subjetivas. Si bien estos elementos siguen teniendo valor, la incorporación de People Analytics permite complementar el criterio profesional con evidencia empírica.

Uno de los conceptos centrales en este ámbito es el ajuste candidato–puesto, también conocido como *person–job fit*. Este ajuste refiere al grado de correspondencia entre las competencias, habilidades, conocimientos y expectativas del

candidato y los requerimientos del puesto. Desde una perspectiva analítica, el desafío consiste en operacionalizar este concepto en variables observables y medibles.

Los modelos de ajuste se construyen a partir de información proveniente de distintas fuentes, como descripciones de puestos, evaluaciones de competencias, pruebas técnicas, entrevistas estructuradas y antecedentes laborales. La analítica permite identificar patrones de éxito, comparando las características de los candidatos seleccionados con su desempeño posterior en el puesto. De este modo, los datos históricos se convierten en insumos para mejorar futuras decisiones de contratación.

Afsar, Badir y Muddassar Kahr (2015) señalan que tanto el ajuste candidato–puesto como el ajuste candidato–organización se asocian positivamente con el desempeño laboral y con comportamientos innovadores de los colaboradores. Sus resultados muestran que la congruencia entre habilidades, valores y contexto organizacional favorece resultados laborales positivos, lo que refuerza la importancia de incorporar estos criterios en los modelos analíticos de selección.

Un aspecto relevante de estos modelos es la estandarización de criterios. Definir claramente qué se entiende por “ajuste” reduce la variabilidad en las decisiones y contribuye a una mayor equidad en los procesos de selección. Además, desde la

perspectiva del gobierno de la información, esta estandarización favorece la consistencia de los datos y su reutilización en análisis posteriores.

La analítica también permite evaluar el impacto de distintos instrumentos de selección. Por ejemplo, es posible analizar qué pruebas o entrevistas presentan mayor capacidad predictiva del desempeño o de la permanencia en el puesto. Este tipo de análisis contribuye a optimizar los procesos eliminando etapas poco informativas y reforzando aquellas que aportan mayor valor.

Asimismo, los modelos de ajuste facilitan la identificación de sesgos potenciales en la selección. Al analizar patrones históricos, se pueden detectar decisiones sistemáticamente desfavorables para determinados colectivos y revisar los criterios utilizados. En este sentido, la analítica no solo mejora la eficiencia del proceso, sino que también apoya prácticas de selección más transparentes y consistentes.

En conjunto, la analítica de selección transforma el proceso de atracción de talento en un sistema más estructurado, donde las decisiones se apoyan en datos confiables y comparables, sin sustituir el juicio profesional, pero sí enriqueciendo su fundamento.

Métricas del proceso de reclutamiento y selección

El análisis del proceso de reclutamiento y selección se apoya en un conjunto de métricas que permiten evaluar su eficiencia, efectividad y alineación con los objetivos organizacionales. Estas métricas constituyen la base para identificar cuellos de botella, comparar resultados entre períodos y tomar decisiones de mejora continua.

Uno de los indicadores más utilizados es el *time to hire*, que mide el tiempo transcurrido desde la apertura de una vacante hasta la aceptación de la oferta por parte del candidato seleccionado. Este indicador resulta especialmente relevante en contextos donde la velocidad de contratación impacta directamente en la operación del negocio. Un *time to hire* elevado puede señalar ineficiencias en el proceso o dificultades para atraer perfiles adecuados.

Relacionado con este indicador se encuentra el *time to fill*, que mide el tiempo necesario para cubrir efectivamente una posición. Aunque ambos conceptos suelen utilizarse como sinónimos, el *time to fill* suele contemplar un período más amplio, desde la identificación de la necesidad hasta la incorporación efectiva del colaborador. Analizar la diferencia entre ambos permite comprender mejor las etapas que concentran mayores demoras.

Natarajan (2025) explica que el *time to fill* debe interpretarse como un indicador de eficiencia del proceso completo de reclutamiento, ya que incluye no solo la selección, sino también la planificación de la vacante y la preparación previa a su publicación. El autor señala que una medición consistente de este indicador permite identificar cuellos de botella estructurales y mejorar la experiencia del candidato sin sacrificar la calidad de la contratación.

Figura 4: Diferencias entre *time to hire* y *time to fill*



Fuente: [imagen sin título sobre *time to hire* y *time to fill*] (s. f.). <https://tinyurl.com/52bsrwhv>

Las tasas de conversión constituyen otro grupo de métricas relevantes. Estas tasas permiten analizar cuántos candidatos avanzan de una etapa a otra del proceso, por ejemplo, desde la postulación inicial hasta la entrevista, o desde la entrevista hasta la oferta. El análisis de conversiones ayuda a identificar puntos de pérdida de candidatos y a evaluar la efectividad de cada fase del proceso.

Las fuentes de reclutamiento también son objeto de análisis analítico. Comparar el desempeño de distintas fuentes, como portales de empleo, redes profesionales, referidos internos o bases de datos propias, permite evaluar no solo el volumen de candidatos, sino también su calidad y su desempeño posterior. Este análisis resulta clave para optimizar la inversión en atracción de talento.

Desde una perspectiva de calidad de la información, es fundamental que estas métricas se definan de manera consistente y se calculen siempre bajo los mismos criterios.

Cambios en la definición de etapas, en los puntos de inicio o cierre del proceso, o en la forma de registrar los datos pueden afectar la comparabilidad de los indicadores y conducir a interpretaciones erróneas.

Además, las métricas de reclutamiento y selección adquieren mayor valor cuando se integran con datos de desempeño, rotación y aprendizaje. Esta integración permite superar una mirada puramente operativa del proceso y avanzar hacia un análisis más estratégico, orientado a evaluar el impacto real de las decisiones de contratación en el ciclo del colaborador.

Calidad de contratación y desempeño posterior —

La calidad de contratación constituye un concepto central en la analítica de selección, ya que conecta directamente las decisiones de atracción de talento con los resultados organizacionales. A diferencia de métricas como el *time to hire*, que se enfocan en la eficiencia del proceso, la calidad de contratación busca evaluar el valor que aportan las nuevas incorporaciones a lo largo del tiempo.

Desde una perspectiva analítica, la calidad de contratación se define a partir de indicadores que reflejan el desempeño, la permanencia y la adaptación del colaborador en sus primeros meses o años en la organización. Estos indicadores pueden incluir resultados de evaluaciones de desempeño, cumplimiento de objetivos, *feedback* de líderes, participación en instancias de desarrollo y tasas de rotación temprana.

Uno de los desafíos principales en este ámbito es la definición de criterios claros y medibles. La calidad de contratación no es un atributo único ni inmediato, sino una construcción que depende del contexto organizacional y del tipo de puesto. Por ello, resulta necesario establecer qué dimensiones se consideran relevantes y en qué horizonte temporal se evaluarán.

La analítica permite vincular datos del proceso de selección con resultados posteriores, identificando patrones que contribuyen a mejorar los modelos de ajuste. Por ejemplo, es posible analizar si determinados perfiles, evaluaciones o experiencias previas se asocian sistemáticamente con mejores resultados. Este enfoque retroalimenta el proceso de selección y contribuye a su mejora continua.

Asimismo, el análisis de la calidad de contratación permite detectar inconsistencias entre los criterios de selección y las expectativas reales del puesto. Cuando colaboradores que superaron exitosamente el proceso de selección presentan bajo desempeño o abandonan la organización en poco tiempo, los datos ofrecen señales para revisar los supuestos utilizados.

Desde el punto de vista del gobierno de la información, este tipo de análisis exige una correcta integración de datos provenientes de distintos sistemas, como plataformas de reclutamiento, sistemas de gestión del desempeño y bases de datos de recursos humanos. La ausencia de identificadores comunes o la baja calidad de los registros dificulta el seguimiento longitudinal de las personas y limita el alcance de la analítica.

En este sentido, la calidad de contratación no solo depende de la calidad de las decisiones humanas, sino también de la calidad de los datos que las sustentan. La analítica aplicada permite transformar la selección en un proceso de aprendizaje organizacional, donde cada contratación aporta información para mejorar las siguientes.

Analítica del aprendizaje y desarrollo (L&D) —

La analítica del aprendizaje y desarrollo se orienta a evaluar el impacto de las iniciativas formativas en el desempeño individual y organizacional. Tradicionalmente, el área de L&D se centró en medir la participación y la satisfacción de los participantes. Si bien estos indicadores siguen siendo relevantes, la analítica permite avanzar hacia una evaluación más profunda del valor generado por la formación.

Uno de los primeros niveles de análisis corresponde al *engagement* con las actividades de aprendizaje. Este *engagement* puede medirse a través de indicadores como tasas de participación, finalización de cursos, tiempo dedicado a las actividades y uso de plataformas de aprendizaje. Estos datos permiten evaluar el interés y la accesibilidad de las propuestas formativas.

Sin embargo, el verdadero desafío reside en medir el impacto del aprendizaje. Para ello, resulta habitual recurrir al modelo de Kirkpatrick, que propone cuatro niveles de evaluación: reacción, aprendizaje, comportamiento y resultados. Este modelo ofrece un marco conceptual para estructurar la analítica del aprendizaje y evitar evaluaciones centradas únicamente en la satisfacción.

El primer nivel del modelo se enfoca en la reacción de los participantes, generalmente medida mediante encuestas. El segundo nivel evalúa el aprendizaje adquirido, a través de pruebas o evaluaciones de conocimientos. El tercer nivel analiza el cambio de comportamiento en el puesto de trabajo, mientras que el cuarto nivel busca identificar el impacto en resultados organizacionales. La analítica permite operacionalizar estos niveles mediante indicadores específicos y datos observables.

La integración de datos de aprendizaje con información de desempeño resulta clave para evaluar el impacto real de las iniciativas de L&D. Por ejemplo, es posible analizar si los colaboradores que completan determinados programas presentan mejoras sostenidas en sus evaluaciones de desempeño o mayor probabilidad de promoción. Este tipo de análisis fortalece la toma de decisiones sobre inversiones en formación.

Desde la perspectiva del gobierno de la información, la analítica del aprendizaje plantea desafíos específicos. Los datos suelen provenir de múltiples plataformas, como sistemas de gestión del aprendizaje, encuestas internas y evaluaciones de desempeño. Garantizar la consistencia, la trazabilidad y la privacidad de esta información resulta fundamental para un uso responsable de los datos.

Además, la analítica permite segmentar el impacto del aprendizaje por colectivos, áreas o roles, y así evita generalizaciones y favorece intervenciones más focalizadas. Esta segmentación contribuye a una gestión del aprendizaje más estratégica, alineada con las necesidades reales de la organización y con los objetivos del negocio.

En conjunto, la analítica del aprendizaje transforma el área de L&D en un actor estratégico, capaz de demostrar el valor de sus iniciativas a partir de evidencia y de orientar decisiones basadas en datos confiables.

CONTINUAR

Referencias

[Imagen sin título sobre *churn*]. (s. f.). <https://uruit.com/blog/wp-content/uploads/2020/11/Churn1-750x530.jpg>

[Imagen sin título sobre *time to hire y time to fill*]. (s. f.). <https://www.thehrbooth.co.uk/wp-content/uploads/2025/04/Award-winners-website-header-1-2.jpg>

Afsar, B., Badir, Y., y Muddassar Kahr, M. (2015). Person–job fit, person–organization fit and innovative work behavior: The mediating role of innovation trust. *The Journal of High Technology Management Research*, 26(2). 105-116. <https://doi.org/10.1016/j.hitech.2015.09.00>

Digital Route. (s. f.). *What is churn prediction?*. <https://www.digitalroute.com/resources/glossary/churn-prediction/>

Natarajan, P. (2025). *Time to Fill: Definition, Formula, and How to Reduce*. Recruiter Flow. <https://recruiterflow.com/blog/time-to-fill/>

Raffaele, M. E. (2021). *Índice de rotación de personal: conoce las 5 métricas claves de RRHH*. StarMeUp. <https://www.starmeup.com/es/blog/attrition-retention-es/indice-de-rotacion-de-personal.html>

Stripe. (2024). *Aspectos básicos de la predicción del abandono: cómo elegir el mejor modelo de predicción para tu empresa*. <https://stripe.com/es/resources/more/churn-prediction-101-how-to-choose-the-best-prediction-model-for-your-business>

CONTINUAR