

¿Qué métricas de análisis descriptivo (ej. Kaplan-Meier, curvas de supervivencia) son indispensables para validar la calidad de un dataset antes de entrenar un modelo predictivo de inserción laboral?

¿Cómo influye la heterogeneidad de las cohortes (ej. diferentes semestres de graduación) en la validez de los resultados de un motor de inserción laboral?

Para datos de inserción laboral con tiempo-al-evento, son clave métricas de supervivencia (Kaplan-Meier) y de rendimiento predictivo, y la heterogeneidad de cohortes debe modelarse explícitamente o estratificarse para no sesgar resultados.

1. Métricas descriptivas indispensables antes de modelar

Para validar la calidad del dataset de tiempo-a-empleo (incluyendo censura):

- **Curvas de Kaplan-Meier (KM)** globales y estratificadas (sexo, nivel educativo, cohorte, etc.) para inspeccionar forma de la función de supervivencia y presencia de fases “críticas” en la salida al empleo (Benhamed, 2025).
- **Funciones de riesgo (hazard) no paramétricas** derivadas de KM para ver si el riesgo de inserción aumenta, decrece o es no lineal en el tiempo (Benhamed, 2025).
- **Proporción y patrón de censura a la derecha** (por cohortes y covariables) para evaluar si es razonablemente no informativa y si hay diferencias extremas entre grupos (Benhamed, 2025; Boškoski et al., 2021).
- **Comparación de curvas entre grupos** (p.ej. log-rank o medidas de similitud de curvas KM como “probability of agreement”) para detectar diferencias sistemáticas de supervivencia entre subpoblaciones (Stevens & Lu, 2020).
- **Evaluación preliminar de rendimiento de modelos de supervivencia:** discriminación (concordancia tipo Uno’s C, Royston’s D) y calibración (curvas/calibration slope) en validación interna ayudan a diagnosticar problemas de calidad o de codificación antes de desplegar un “motor” de inserción (Rahman et al., 2017; Lu et al., 2025).

Resumen de métricas clave

| Objetivo | Métrica/Gráfico | Citaciones |
|-----------------------------|---|---|
| Estructura básica y censura | KM global/estratificada, % censura | (Benhamed, 2025; Boškoski et al., 2021) |
| Forma del riesgo | Hazard no paramétrica | (Benhamed, 2025) |
| Diferencias entre subgrupos | Comparación de curvas, probability of agreement | (Stevens & Lu, 2020; Benhamed, 2025) |
| Calidad predictiva inicial | C-index (Uno), Royston’s D, calibration slope | (Rahman et al., 2017; Lu et al., 2025) |

FIGURE 1 Métricas descriptivas y de rendimiento recomendadas

2. Influencia de la heterogeneidad de cohortes

La literatura sobre inserción y empleo muestra fuertes **efectos de cohorte y periodo**: condiciones macroeconómicas y cambios estructurales generan trayectorias muy distintas entre cohortes de entrada al mercado laboral (Chen et al., 2025; Rothstein, 2020; Schwandt & Von Wachter, 2018; Grosemans et al., 2023).

- Estudios de graduados y jóvenes muestran que choques como recesiones o la inflación de credenciales producen patrones de empleo y “scarring” persistentes por cohorte (Chen et al., 2025; Rothstein, 2020; Schwandt & Von Wachter, 2018).
- Diseños longitudinales acelerados indican que ignorar diferencias de cohorte puede inducir **sesgos sustanciales en niveles asintóticos y trayectorias**; incluir efectos de cohorte (fijos o aleatorios) elimina ese sesgo (Estrada et al., 2021).
- Trabajos con varias cohortes de graduación suelen comparar perfiles o imponer **invarianza/“similarity” de perfiles** entre cohortes para asegurar que los resultados no son específicos de un grupo temporal (Grosemans et al., 2023).

Para un motor de inserción laboral, esto implica:

- Validar y/o entrenar **por cohorte o por periodo**, o incluir términos de cohorte/año de graduación e interacciones.
- Analizar KM y hazard por cohorte para comprobar si es defendible combinarlas; si las curvas difieren fuertemente, la mezcla puede degradar la validez externa del modelo (Benhamed, 2025; Chen et al., 2025; Schwandt & Von Wachter, 2018).

Conclusión

Antes de entrenar modelos de inserción laboral con tiempos, se recomienda un análisis descriptivo basado en Kaplan-Meier, hazard, patrones de censura y primeras métricas de discriminación/calibración. La heterogeneidad entre cohortes de graduación afecta de forma sustantiva la validez y transportabilidad; debe diagnosticarse con curvas de supervivencia estratificadas y controlarse explícitamente en el modelado.

These search results were found and analyzed using Consensus, an AI-powered search engine for research. Try it at <https://consensus.app>. © 2026 Consensus NLP, Inc. Personal, non-commercial use only; redistribution requires copyright holders' consent.

References

- Chen, L., Guo, J., Li, W., & Wang, G. (2025). The dynamic impact of higher education on youth employment opportunities and quality: an empirical analysis based on age-period-cohort models. *Frontiers in Sociology*, 10. <https://doi.org/10.3389/fsoc.2025.1680077>
- Rothstein, J. (2020). The Lost Generation?. *The Journal of Human Resources*, 58, 1452 - 1479. <https://doi.org/10.3386/w27516>
- Schwandt, H., & Von Wachter, T. (2018). Unlucky Cohorts: Estimating the Long-Term Effects of Entering the Labor Market in a Recession in Large Cross-Sectional Data Sets. *Journal of Labor Economics*, 37, S161 - S198. <https://doi.org/10.1086/701046>
- Lu, C., Putter, H., Gironde, M., & Goeman, J. (2025). Model Validation for Survival Analysis by Smoothed Predictive Likelihood. *Statistics in Medicine*, 44. <https://doi.org/10.1002/sim.70193>

Grosemans, I., De Cuyper, N., Forrier, A., & Vansteenkiste, S. (2023). Graduation is not the end, it is just the beginning: Change in perceived employability in the transition associated with graduation. *Journal of Vocational Behavior*. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2023.103915>

Stevens, N., & Lu, L. (2020). Comparing Kaplan-Meier curves with the probability of agreement. *Statistics in Medicine*, 39, 4621 - 4635. <https://doi.org/10.1002/sim.8744>

Estrada, E., Bunge, S., & Ferrer, E. (2021). Controlling for cohort effects in accelerated longitudinal designs using continuous- and discrete-time dynamic models.. *Psychological methods*. <https://doi.org/10.31234/osf.io/gxb6p>

Rahman, M., Ambler, G., Choodari-Oskoei, B., & Omar, R. (2017). Review and evaluation of performance measures for survival prediction models in external validation settings. *BMC Medical Research Methodology*, 17. <https://doi.org/10.1186/s12874-017-0336-2>

Benhamed, A. (2025). Non-parametric Duration Models in the First Job for Young Graduates in Tunisia. *Journal of Posthumanism*. <https://doi.org/10.63332/joph.v5i6.2075>

Boškoski, P., Perne, M., Ramesa, M., & Mileva-Boshkoska, B. (2021). Variational Bayes survival analysis for unemployment modelling. *Knowl. Based Syst.*, 229, 107335. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107335>