Contents

[- **Relación con el curso** 1](#_Toc203744400)

[- **Descripción de la aplicación** 1](#_Toc203744401)

[- **Conclusión: utilidad práctica** 3](#_Toc203744402)

[- **Bibliografía** 4](#_Toc203744403)

**Universidad de Costa Rica**

**Posgrado en Economía**

**Maestría Profesional en Finanzas y Riesgo**

**PF6570 Matemáticas y Probabilidades para Economía Financiera**

**II cuatrimestre 2025**

**Profesor: Jose Pablo Barquero**

# **Relación con el curso**

A lo largo del curso se estudiaron herramientas fundamentales como la regresión lineal, la visualización de datos, el álgebra matricial, el análisis de distribuciones y la optimización. Estas herramientas son sumamente relevantes en el análisis de riesgo crediticio, especialmente cuando se trabaja con portafolios grandes que contienen información compleja y cambiante. En mi puesto actual, dentro del área de riesgo crediticio de una empresa multinacional energética, tengo acceso a bases de datos que contienen el comportamiento crediticio de clientes en América, Europa y Asia, siendo Américas el foco de atención de mi departamento. Estos datos son utilizados para monitorear el estado actual de los clientes y también para apoyar procesos predictivos y de categorización del riesgo, los cuales están basados, en muchos casos, en las técnicas estudiadas en este curso. Plataformas como CRM (Credit Risk Monitor) generan sus indicadores de riesgo crediticio, fundamentados en varios puntos vistos en clase.

Por ejemplo, el Z-Score de Altman es un modelo que utiliza una regresión lineal múltiple para combinar varias razones financieras y predecir la probabilidad de quiebra de una empresa.

# **Descripción de la aplicación**

La fórmula clásica del Z-Score de Altman es:

Donde:

* + =
  + =
  + =
  + =
  + =
  + = término de error que representa factores no contemplados por las variables independientes.

Los coeficientes (1.2, 1.4, 3.3, 0.6, 1.0) son los pesos que se asignan a cada variable financiera , ,…, , en el modelo, por lo que no son arbitrarios, son los coeficientes asignados por regresión lineal múltiple que indican la importancia relativa de cada variable para predecir el riesgo.

Expresado como se vio en clase:

Donde:

* + es el vector que contiene los valores observados del Z-Score
  + es la matriz con las variables financieras , ,…,
  + es el vector de coeficientes (1.2, 1.4, 3.3, 0.6, 1.0)
  + es el término de error que captura la variabilidad no explicada por el modelo.

Ejemplo práctico:

**Indicador Valor (expresado en $)**

Capital de trabajo $200,000.00

Activos totales $1,000,000.00

Utilidades retenidas $150,000.00

EBIT $100,000.00

Valor mercado patrimonio $500,000.00

Valor contable deuda $300,000.00

Ventas $1,200,000.00

Calculando las variables:

Calculando el Z-Score (donde Y=Z):

Interpretación:

* + Si Z > 2.99, determina una baja probabilidad de quiebra
  + Si 1.81 < Z < 2.99, es lo que se llama como: “Zona gris”, (riesgo medio).
  + Si Z < 1.81, sería alto riesgo de quiebra.

En la práctica, para la interpretación del Z-Score, , usualmente se asume que el valor es cercano a cero o se ignora por completo, dado que el modelo ya está ajustado, para que la suma de errores promedio sea cero.

Además, CRM puede sugerir límites de crédito mediante técnicas de optimización: asignar la exposición ideal a cada cliente dentro del portafolio, considerando restricciones regulatorias y de riesgo global. El FRISK Score, basado en regresión logística, estima la probabilidad de incumplimiento utilizando variables financieras y de mercado para mejorar la precisión en la evaluación del riesgo crediticio.

# **Conclusión: utilidad práctica**

Desde mi experiencia profesional, los conocimientos adquiridos en este curso resultan altamente aplicables y valiosos. Me han permitido comprender qué hay detrás de los indicadores y alertas generados por herramientas utilizadas diariamente, como CRM.

Más allá del componente técnico, este tipo de análisis facilita una toma de decisiones más objetiva y fundamentada, ayudando a la empresa a evitar riesgos innecesarios y, al mismo tiempo, fomentando relaciones comerciales más sólidas y sostenibles con los clientes.

Comprender los fundamentos estadísticos y matemáticos detrás de modelos como el Z-Score -y su construcción a través de regresión lineal- permite interpretar los resultados de manera crítica, identificar posibles limitaciones y aportar mayor valor a decisiones estratégicas. Esto cobra especial relevancia al considerar que muchas de estas plataformas se basan en datos de empresas públicas, mientras que para compañías privadas recurren a información secundaria disponible en línea, la cual no siempre es precisa o actualizada.

Por eso, no se trata únicamente de confiar en los indicadores, sino de entender cómo se construyen, qué variables los componen, y cómo integrarlos adecuadamente con otras fuentes de información. Esta perspectiva más integral permite evaluar mejor si el riesgo está siendo representado de manera precisa y actuar en consecuencia, especialmente al determinar si se deben ofrecer condiciones anticipadas de pago o líneas de crédito, y en qué medida otorgarlas o ajustarlas.

# **Bibliografía**

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.2307/2978933>

Altman, E. I. (2000). Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and Zeta® models [Documento de trabajo]. New York University, Leonard N. Stern School of Business. <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>

Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt (3.ª ed.). John Wiley & Sons.

CreditRiskMonitor. (s.f.). FRISK® Score methodology. <https://www.creditriskmonitor.com/>

Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). Econometría (5.ª ed.). McGraw-Hill.

Wooldridge, J. M. (2016). Introductory econometrics: A modern approach (6.ª ed.). Cengage Learning.