**ASIGNACIÓN ÓPTIMA DE HORAS DE TUTORÍA BASADA EN RIESGO ACADÉMICO**

Cindy Liliana Vargas Duque   
 Luis Angel Vargas Narvaez   
 Jesús Ariel González Bonilla

Corporación Universitaria del Huila - Corhuila

Algoritmos de Optimización

2025-08-09

**1. Introducción**

Se aborda un problema de asignación óptima de horas de tutoría para mitigar riesgo académico en programas universitarios. La relevancia del problema reside en optimizar el uso de recursos escasos (horas docentes) para maximizar impacto en permanencia estudiantil y eficiencia institucional. La masificación de la educación superior y la presión por indicadores de retención demandan mecanismos cuantitativos reproducibles. El presente trabajo plantea un marco formal capaz de priorizar intervenciones apoyadas en datos integrando dimensiones de programa, área disciplinar y nivel de riesgo. El objetivo general es minimizar el riesgo académico agregado tras la intervención sujeto a limitaciones presupuestales y de capacidad. Los objetivos específicos incluyen: (i) construir métricas de riesgo comparables, (ii) parametrizar un modelo lineal interpretable, (iii) ejecutar análisis de sensibilidad presupuestal y (iv) derivar precios sombra para soporte a la toma de decisiones estratégica.

**2. Descripción del escenario**

El escenario representa una institución con múltiples programas donde cada cohorte exhibe niveles heterogéneos de riesgo académico resumidos mediante indicadores cuantitativos. Las horas de tutoría disponibles constituyen un recurso limitado que puede redistribuirse entre áreas (por ejemplo, competencias ciudadanas, matemáticas, comunicación, etc.). Cada área posee una capacidad máxima de absorción y existe además un presupuesto horario global. La intervención genera una reducción marginal del riesgo proporcional a coeficientes calibrados o hipotéticos de efectividad. Este contexto se alinea con procesos de analítica institucional y aprendizaje automático en la medida en que la asignación óptima de recursos humanos mejora la calidad de datos futuros (al reducir deserción y pérdida de seguimiento) y potencialmente la performance de modelos predictivos dependientes de trayectorias académicas completas.

A screen shot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

**3. Formulación matemática del problema**

A screenshot of a computer program

AI-generated content may be incorrect.

Se formula un problema de Programación Lineal (PL) de minimización. Las variables de decisión continuas X\_{a} representan horas asignadas al área o cohorte a, mientras que variables auxiliares Y\_{a} capturan el riesgo residual para linealizar la función objetivo. La función objetivo minimiza la suma de riesgos posteriores. Las restricciones incluyen: (1) presupuesto horario total (suma de X\_{a} ≤ H\_TOTAL), (2) capacidades máximas por área (X\_{a} ≤ CAP\_AREA[a]), (3) piso de equidad (X\_{a} ≥ H\_MIN) y (4) linealización del riesgo posterior Y\_{a} ≥ R\_base[a] − K[a]·X\_{a} garantizando no negatividad. El modelo es determinista, lineal, con restricciones y variables continuas. Esta estructura promueve interpretabilidad y asegura solvencia mediante métodos simplex o dual simplex. El carácter aditivo y la ausencia de términos cuadráticos eliminan la necesidad de técnicas más complejas en esta iteración.

Función objetivo: Min Σ Y\_a

Sujeto a:

Y\_a >= R\_base[a] - K[a]\*X\_a (linealización riesgo)

X\_a <= CAP\_AREA[a] (capacidad por área)

sum\_a X\_a <= H\_TOTAL (presupuesto)

X\_a >= H\_MIN (equidad mínima)

X\_a, Y\_a >= 0

**4. Método de resolución**

El método de resolución seleccionado es Simplex a través de la interfaz PuLP con backend HiGHS/CBC. La elección se fundamenta en: (i) estructura puramente lineal, (ii) necesidad de obtener precios sombra (derivados del óptimo dual) y (iii) tamaño moderado del problema que hace innecesario un enfoque basado en gradiente continuo general o metaheurísticas. Se descarta gradiente descendente por carecer de explotación estructural de vértices y por la potencial dificultad de satisfacer restricciones con igual precisión sin un manejador dedicado. Se menciona que si en futuras extensiones se introducen costos enteros o funciones piecewise no lineales se evaluaría Branch-and-Bound o reformulaciones lineales adicionales.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

**5. Implementación en Python**

La implementación en Python integra: pandas para manipulación y agregación de datos, PuLP para la modelación y resolución del PL, y seaborn/matplotlib para visualizaciones descriptivas y comparativas pre/post intervención. Se modulariza la derivación de parámetros (H\_TOTAL, CAP\_AREA, K, H\_MIN) para evitar valores codificados, permitiendo regenerar el modelo ante cambios de la base de datos. Se añade un análisis de sensibilidad que recorre presupuestos alternativos construyendo una tabla de reducción marginal de riesgo, identificando el punto de rendimientos decrecientes donde la ganancia incremental cae bajo un umbral relativo del máximo marginal observado. Asimismo, se extraen valores duales y holguras de restricciones clave para estimar el beneficio marginal de relajar límites de capacidad o presupuesto, información crítica para planeación.

**6. Resultados y análisis**

A screenshot of a computer screen

AI-generated content may be incorrect.

Los resultados cuantifican la reducción del riesgo agregado y exhiben la redistribución eficiente de horas enfocada en áreas con mayor pendiente de mitigación. Las figuras muestran comparativas de riesgo inicial versus residual y barras de asignación de horas. El análisis de sensibilidad evidencia cómo las reducciones marginales decrecen tras un umbral presupuestal (punto RD), sugiriendo que expansiones adicionales del recurso producirían retornos cada vez menores. Los precios sombra indican qué restricciones limitan el óptimo y priorizan inversiones: un precio sombra positivo para el presupuesto total implica valor en ampliar horas; precios sombra en capacidades de áreas revelan cuellos de botella específicos. La tabla de resultados y el resumen cuantitativo integran métricas de reducción absoluta y porcentual, junto con identificación de restricciones activas.

A graph with a line and a blue line

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

**7. Conclusiones**

El enfoque de Programación Lineal proporciona una herramienta transparente para asignar recursos tutoriales maximizando la reducción de riesgo académico. Su simplicidad facilita explicabilidad ante actores institucionales. Limitaciones actuales: coeficientes de efectividad K aproximados, ausencia de incertidumbre explícita y omisión de interacciones no lineales entre áreas. Futuras líneas: (i) calibración empírica de K mediante modelos causales o A/B testing, (ii) incorporación de costos diferenciados y restricciones de enteridad, (iii) extensión estocástica para capturar variabilidad de resultados y (iv) integración directa con pipelines de machine learning para retroalimentar predicciones de deserción. Aun con estas limitaciones el modelo ofrece una base cuantitativa robusta para decisiones de priorización.

**Referencias**

PuLP Community (2023). PuLP: Linear Programming in Python.

Python Software Foundation (2024). Python Language Reference.

Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. Computing in Science & Engineering.