



UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

ANÁLISIS DE LAS RELACIONES ENTRE CURSOS DEL
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL EN BASE A
TÉCNICAS DE DATA MINING

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL

ANDRÉS ARTURO ARAOS MOYA

PROFESOR GUÍA:
RENE ESQUIVEL CABRERA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN
JUANITA GANA QUIROZ
RICHARD WEBER HAAS

SANTIAGO DE CHILE

2014

Resumen

La mejora continua de los procesos de educación superior es entendida como uno de los objetivos de las instituciones que la imparten. Es bajo este contexto que existen los llamados Modelos Curriculares, que pretenden modelar las interacciones que existen entre los procesos educativos y administrativos, actores del sistema y variables clave, que son finalmente las que determinan qué tan eficiente y bueno será el aprendizaje del alumno.

La Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile no es la excepción, por lo que ha ido avanzando en lograr una mejora continua de sus programas. Estos utilizan como referente el llamado Modelo Basado en Competencias, que plantea una mirada donde los estudiantes deben ir aprendiendo progresivamente habilidades y conocimientos previamente definidos en el perfil del profesional que se esté formando. En este Trabajo de Título se estudiará el caso particular de la carrera de Ingeniería Civil Industrial.

Es bajo este contexto que se plantea como principal objetivo el análisis de las relaciones que existen entre los distintos cursos del departamento. Esto busca diagnosticar la eficacia con la que fue diseñada la Malla Curricular del departamento, que supone el camino lógico para la obtención de las competencias previamente definidas que debe tener un profesional egresado de ingeniero civil industrial de la Universidad de Chile.

Para esto se propone la utilización de técnicas de Data Mining, específicamente la de Redes Bayesianas. Se espera de este trabajo un análisis de las relaciones observables de los cursos, tanto gráficamente como de las probabilidades condicionales, para así relacionar los cursos y los resultados académicos. Por otro lado, también se espera poder identificar las principales variables que influyen en el rendimiento académico del alumno.

Los resultados muestran que existen relaciones entre varios cursos y que además muchas de ellas coinciden con las propuestas por la Malla Curricular. Por otro lado, se plantea que la distribución del tiempo en el semestre por parte del alumno y la motivación pueden ser variables determinantes, además de las habilidades y conocimientos que entregan los cursos. Por otro lado se plantea que el modelo debe ser mejorado o cambiado a uno que soporte la inclusión de una mayor cantidad de variables, puesto que este se ve limitado por la cantidad de datos y por la complejidad del problema.

Dedicatoria

Dedicado a todos aquellos que se atreven a soñar.

Agradecimientos

Se agradece, en primer lugar, a mis padres, Marco Araos y María Ester Moya, por todo el apoyo incondicional brindado durante todo el periodo universitario. Además en particular a mis amigos Lili Erazo, Ricardo Saavedra y Rafael Jara, quienes me ayudaron en momentos difíciles en donde las cosas no se veían tan claras y la vida parecía hacerse real.

A mis profesores guía y coguía, Rene Esquivel y Juanita Gana, les agradezco especialmente. Sin su apoyo en los momentos difíciles, tanto para el trabajo como personalmente, este no podría haber salido a flote. Su interés constante y la motivación que me dieron fue clave en la consecución de esta memoria. Además agradezco especialmente a la profesora Gana por su apoyo en los momentos duros del semestre, porque cuando necesite con quién hablar, ella estuvo ahí.

También un agradecimiento especial al equipo del Área de Infotecnologías de la Facultad por su apoyo, en especial a Javier Villanueva.

Por último agradecer a Sergio Celis, ya que sin su ayuda, guía y trabajo previo, este Trabajo de Título no hubiera sido lo mismo, y quizás no hubiera existido.

Tabla de Contenido

Resumen	i
1 Introducción	1
1.1. Contexto	2
1.1.1 El nacimiento de la Malla Curricular de la Facultad [1]	2
1.1.2 Contexto actual	3
1.2. Problema y justificación	5
1.3. Objetivos	7
1.3.1 Objetivo General	7
1.3.2 Objetivos Específicos	7
1.4. Alcances	7
2 Marco Teórico	9
2.1 Modelos Curriculares	9
2.1.1 Modelo Curricular de Lattuca & Stark	9
2.1.2. Modelos Input-Environmet-Outcome (I-E-O)	11
2.1.3. Modelo Basado en Competencias [2]	11
2.1.4 Propuesta de Modelo de Fases del Sistema de Información para el DII [2]	13
2.1.5 Propuesta de modelo para el análisis de la Malla Curricular del DII	15
2.1.6 Estructura Malla Curricular	18
2.2 Evaluación Curricular en la FCFM[7]	19
2.2.1 Modelo Assessment	21
2.2.2 Modificación de Requisitos en la FCFM	22
3 Metodología	24
3.1 Limpieza y procesamiento de datos	24
3.2 Transformación [9]	25
3.3 Modelo de Data Mining	26
3.4 R-Project [6]	30
4 Diseño e Implementación	32
4.1 Descripción de la Data	32
4.2 Transformación de la Data	34
4.2.1 Estandarización	34

4.2.2	Discretización	35
4.3.	Modelo Preliminar	39
4.3.1.	Búsqueda de la Red	40
4.3.2.	Direccionamiento de la Red	42
4.3.3.	Set de Probabilidades Condicionales	45
4.3.4.	Observaciones Modelo Preliminar	60
4.4.	Selección de variables relevantes	62
4.4.1.	Visión de los Estudiantes	62
4.4.2.	Consulta Variables Relevantes Profesores DII	64
4.4.3.	Estudio Carga Académica DII	65
4.5.	Modelo Final	68
4.5.1.	Inclusión de Nuevas Variables	68
4.5.2.	Nueva Red Bayesiana	70
4.5.3.	Set de Probabilidades Condicionales	74
5	Discusión y Conclusiones	80
5.1.	Análisis Final	80
5.2.	Conclusiones	84
Anexos		87
A	Equivalencias Nomenclatura Usada en R-Project	87
B	Tablas de Probabilidades Condicionales Modelo Preliminar	87
C	Frecuencias por Arco Red Preliminar Cursos Simultáneos	93
D	Probabilidades Condicionales Modelo Final	97
Referencias		103

Capítulo 1

Introducción

La educación superior es un tema que desde los inicios de la historia de este país ha sido clave en su desarrollo. Hoy, las universidades definen los contenidos de las distintas carreras que imparten, sobre la base de distintas teorías del cómo estos deben estar estructurados para así lograr optimizar el aprendizaje de los alumnos. Es bajo este contexto que en la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile se modernizaron los distintos planes de estudio de las carreras que se imparten. Esto significó no solamente un cambio en los contenidos y el perfil del egresado, sino que también en la concepción que se tiene del cómo se estructura una malla curricular.

Es así como se dio un giro hacia un Modelo basada en Competencias, que define aspectos importantes del cómo va desarrollándose el alumno a medida que va avanzando por la carrera. La idea de que un curso entrega competencias que son necesarias para el correcto desarrollo de las que entrega el curso siguiente, va definiendo el camino necesario para lograr un aprendizaje óptimo y un buen desarrollo profesional. Ahora, lo complejo está en evaluar si la ruta definida está o no cumpliendo con este objetivo, o dicho de otra manera, si es que el plan de estudios está diseñado como un camino lógico para la obtención de las competencias necesarias para egresar de la Facultad. Esta Memoria pretende entregar un enfoque probabilístico para la evaluación de la estructura de la Malla Curricular de Ingeniería Civil Industrial, de manera de así apoyar la tarea de las distintas instituciones encargadas de evaluar el currículo de ingeniería y aportar en su mejoramiento continuo.

1.1.Contexto

1.1.1 El nacimiento de la Malla Curricular de la Facultad [1]

La actual malla curricular de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas (FCFM) se generó a partir de un proceso de reforma que comenzó en el año 2002 con la creación de la Comisión de Desarrollo Docente. Esta tenía como objetivo analizar los planes de estudio para identificar las fortalezas y debilidades de éstos; precisar cuál era el perfil del egresado de la FCFM; y establecer las demandas del medio nacional respecto al perfil de ingeniero y las definiciones internacionales en torno a esto. Así la Facultad inició un proceso de reforma de su plan de estudios, en donde los departamentos jugaron un rol importante, puesto que ellos definieron el perfil del egresado de cada una de las carreras de la FCFM.

Así, el 2007 se comenzó a implementar el nuevo plan de estudios de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, que incorporó importantes cambios, tanto en su estructura como en sus contenidos y metodologías de enseñanza.

Con este proceso vino la creación de un área que pretendía imitar la experiencia internacional de los Centros de Enseñanza y Aprendizaje (CEA), con el fin de mejorar la docencia de manera activa y continua, y para tener al alcance mecanismos para la revisión de programas, planes y metodologías de enseñanza y evaluación. Así nació el Área de Desarrollo Docente (ADD), que tiene como misiones:

- 1) “Promover una docencia de excelencia y apoyar a los profesores para que realicen cambios en los procesos docentes que conduzcan a un aprendizaje efectivo y duradero por parte de los estudiantes”
- 2) “Aumentar la eficacia y eficiencia del proceso de enseñanza y aprendizaje de forma innovadora y multidisciplinaria y profesional”

Además de esto define cinco objetivos principales:

- I) Propiciar en los docentes y auxiliares el uso de diversas estrategias metodológicas al interior de las salas de clases, con propósito de mejorar los aprendizajes en los alumnos.

- II) Promover una docencia que contribuya a la formación del perfil de egreso de la Facultad.
- III) Monitorear la implementación de la reforma curricular en la FCFM.
- IV) Velar por una construcción curricular coherente con los principios de la reforma curricular de la FCFM.
- V) Promover la investigación y la generación de conocimiento en torno a la docencia.”

Es así como el ADD se perfila como el encargado a nivel de Facultad de evaluar permanentemente la malla curricular y el plan de estudios, lo que hoy, a seis años de implementado el cambio de currículo en la FCFM, significa que debe seguir evaluando constantemente en qué medida estos objetivos antes planteados se están cumpliendo.

1.1.2 Contexto actual

Además de lo planteado anteriormente, es pertinente hablar del contexto en el que se enmarca el trabajo a realizarse, destacando lo que ocurre a nivel de la Facultad como a nivel internacional en este aspecto particular. Desde el Área de Infotecnologías de la FCFM (ADI), con el apoyo del Departamento de Ingeniería Industrial (DII), nace una iniciativa que pretende desarrollar un nuevo proyecto que tiene como objetivo aprovechar la data recolectada por las plataformas de información de la Facultad para poder extraer conocimiento que apoye las decisiones tanto de apoyo a los estudiantes como de docencia. Esta memoria pretende trabajar en conjunto con el ADI para resolver la problemática planteada más adelante.

Por otro lado, el DII comenzó el desarrollo de una plataforma que pretende nutrir de información relevante para la toma de decisiones de carácter docente al interior del departamento. Es bajo este contexto que se pidió a Sergio Celis que planteara las bases para el desarrollo de dicho proyecto, lo que resultó en el documento “Propuesta de un Sistema de Información para la Evaluación y el Mejoramiento Continuo de la Docencia del Pregrado” [2], de lo que se hablará más adelante en el Marco Teórico.

Además de esto, sobre la misma línea en ADD utiliza un modelo para evaluar los procesos educativos al interior de la Facultad llama Assessment. Este, que será detallado en el Marco Conceptual, recoge distintas dimensiones de los procesos educativos, y los convierte en indicadores, por lo que complementado por lo modelo de Sergio Celis suponen un avance en la mejora de la formación de ingenieros en la Facultad.

Ahora, en relación a la experiencia internacional en evaluación curricular, en general esta se basa en la evaluación del aprendizaje para medir la efectividad de la enseñanza. Algunas iniciativas, que se enmarcan sobre esta tendencia mundial, se muestran a continuación:

Collegiate Learning Assessment (CLA) [13]

Esta iniciativa, utilizada en más de 700 universidades en EE.UU y el mundo, parte desde el Council for Aid to Educate. Se basa en la premisa de que los estudiantes de hoy no solo deben ser capaces de retener información de alguna disciplina determinada, sino que además deben ser capaces de analizar y evaluar información, solucionar problemas, además de poder comunicar efectivamente. El CLA utiliza tareas basadas en desempeño para evaluar habilidades relacionadas al pensamiento crítico, resolución de problemas, razonamiento científico y cuantitativo, escritura y la habilidad para criticar y dar argumentos.

Más en detalle, la evaluación plantea que los alumnos evaluados deben ser capaces de:

- Tomar decisiones lógicas o llegar a conclusiones fundadas con información apropiada de la “Librería de Documentos” (Material disponible para la evaluación).
- Construir argumentos lógicos, ordenados y cohesionados.
- Fortalecer su posición vía hechos o la elaboración de ideas.
- Demostrar facilidad en las convenciones del inglés estándar.

Proyecto AHELO

Proyecto internacional coordinado desde la OCDE que pretende medir los resultados de aprendizaje en instituciones de educación superior, además del valor agregado de cada institución. La metodología está basada en la elaboración de pruebas que pretenden medir conocimientos y competencias definidas para cada carrera con anterioridad, y

además cumple con la característica de ser comparable ente países, puesto que ajusta con preguntas las diferencias culturales. Hoy se encuentra en periodo de prueba, y solo funciona para carreras de ingeniería. Sus resultados han sido alentadores, aunque solo se ha puesto a prueba en algunos países.

1.2. Problema y justificación

Si bien los objetivos que debe cumplir la Evaluación de la Malla Curricular están claros, y plantean la utilización del método científico y la evaluación dinámica, la realidad es otra.

Por ejemplo, el proceso para modificar un prerrequisito existente, o la agregación de uno nuevo, parte desde los Departamentos y sus respectivas Comisiones Docentes. Son estos los que en un principio generan la discusión técnica con el ADD, para que luego la determinación tomada por este último organismo respecto de la validez de la solicitud generada por los Departamentos sea presentada al Director de Escuela. La pregunta está en cómo deciden qué prerrequisitos cambiar o agregar en las Comisiones Docentes (COMDOC). El proceso que se lleva a cabo, al menos en el DII, se basa en dos criterios principales: Los reclamos de los alumnos y la opinión de los profesores asociados a dichos cursos. A pesar de que existe una metodología clara detrás de dicho proceso, esta no utiliza el método científico, basándose en datos empíricos, lo que estaría ocasionando problemas de eficacia y eficiencia.

En términos de eficiencia, una encuesta realizada a 141 alumnos de dicho departamento (Correspondiente a aproximadamente un 20% del total de los alumnos de pregrado) mostró que, de éstos, el 71% consideraba que existen requisitos mal puestos en la malla curricular. Por otro lado, del total de alumnos atrasados, correspondiente al 63% de los alumnos encuestados, un 24% declara estar atrasado y que no podrá ponerse al día debido a trabas de requisitos. Lo que muestra que, al menos desde la percepción de los alumnos, aún hay requisitos que deben ser revisados, y que además estos pueden estar afectando su avance en la carrera.

Por otro lado, sobre la base de entrevistas de carácter exploratorio con Richard Weber, jefe de la COMDOC del DII, y dos profesores más del DII, se concluyó que también

podría ser que fuera necesario agregar requisitos a la malla curricular. Esto, sobre la base de las siguientes observaciones hechas por los académicos:

- En algunos cursos observan que existen diferencias importantes en el nivel de los alumnos.
- Esto ha implicado un retraso en el curso, debido a que, desde su perspectiva, esto nivela para abajo la exigencia académica.
- Tienen la intuición de que se debe a diferencias de preparación en la carrera de Ingeniería Civil Industrial.

Esto lleva a plantear la hipótesis del problema a abordar, y parte sobre la base de lo visto anteriormente.

Hipótesis: La COMDOC del DII no está siendo eficaz en la búsqueda de inconsistencias en la estructura de la Malla Curricular, que se entiende como el camino lógico para la formación de un Ingeniero Civil Industrial, y que se estructura sobre la base de prerrequisitos. Esto genera problemas de eficacia, eficiencia y coherencia, además de dificultar su evaluación por parte de la ADD.

Dado lo anterior, lo que este Trabajo de Título plantea es un análisis de las relaciones que existen entre los cursos del DII en base a técnicas de Minería de Datos, que permita revisar la efectividad de la Malla Curricular y el camino lógico que esta plantea en su estructura, complementando así la evaluación cualitativa hecha actualmente con una de tipo cuantitativo.

Por otro lado, respecto al efecto de este trabajo, se espera que a futuro, este sea tomado en cuenta para la tomar de decisiones en torno tanto a la revisión de contenidos como de cambios en la Malla Curricular. Por otro lado, se espera que esto sirva como un aporte para que el DII y la FCFM tengan una malla curricular coherente entre su estructura y sus contenidos, y que garantice una eficacia y eficiencia en el aprendizaje de los alumnos de DII, asegurando que exista igualdad de condiciones en cuanto a la adquisición de competencias.

1.3.Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Analizar la relación secuencial empírica existente entre los cursos del Departamento de Ingeniería Civil Industrial, en base al rendimiento académico de los estudiantes y considerando además las principales variables que afecten dicho rendimiento, con el fin de generar un diagnóstico respecto de la efectividad de la Estructura de la Malla Curricular.

1.3.2 Objetivos Específicos

- I. Reconocimiento y captura del efecto de las variables de input con mayor influencia en el rendimiento de los alumnos.
- II. Modelamiento de la malla curricular y desarrollo de criterios de evaluación del impacto de los requisitos en el rendimiento de los alumnos.
- III. Análisis de los resultados e identificación del impacto de los cursos del DII en el rendimiento de los alumnos.
- IV. Desarrollo de proposiciones de revisión de la malla curricular.

1.4. Alcances

El trabajo a realizar abarcará el análisis de la Malla Curricular del DII, vía técnicas de Data Mining, que permita evaluar la efectividad de esta. Esto no implica que dicho trabajo signifique estudiar el universo completo de los alumnos de la FCFM, por lo que se trabajará solamente con los alumnos del DII, pudiendo extenderse el estudio al resto del alumnado en trabajos posteriores.

Por otro lado, el trabajo se enfocará en variables ya medidas por el ADI, que son principalmente las descritas en las primeras tres fases del modelo propuesto como marco para la modificación de prerrequisitos. Además de esto, se considera en este trabajo que el rendimiento académico de los estudiantes, expresado en sus notas, como un parámetro válido para estudiar el efecto de los prerrequisitos, ya que si bien esto no mide la

adquisición de competencias como un todo, si mide conocimientos, y en parte, su capacidad para aplicarlos.

Este trabajo pretende que la metodología utilizada sea replicable, por lo que si bien el Trabajo de Título se limita al DII, el valor está en la capacidad que pueda tener el modelo para replicarse al resto de la Facultad y apoyar tanto a la ADD como al resto de las Comisiones Docentes. Así, este trabajo pretende generar un informe que refleje las relaciones observables entre los cursos del DII, que permitan evaluar la malla curricular, pero acotándolo al DII y a un periodo dado de la carrera de Ingeniería Civil Industrial, generando así un modelo que, en base a los atributos socioeconómicos del estudiantado, permita diagnosticar la efectividad de la malla en base al aporte que tienen los cursos sobre su rendimiento académico. Se plantea que esto generará nueva data que facilite la evaluación curricular.

En cuanto a data, el trabajo se centrará en los alumnos que han pasado por la nueva Malla Curricular del DII, que funciona activamente desde 2009, y específicamente sobre los alumnos que hayan cursado al menos una vez cada uno de los cursos pertenecientes a los primeros dos años de su Plan de Estudios.

Capítulo 2

Marco Teórico

El problema a abordar considera dos aspectos importantes. Por un lado es necesario entender cuáles son las distintas componentes del proceso educativo para instituciones de educación superior, puesto que ahí se definen las distintas interacciones y los principales actores y variables involucradas. Esta parte del Marco Teórico la definen los llamados Modelos Curriculares, que sin ser excluyentes, definen distintas formas de entender la educación superior y el cómo la enseñanza se desarrolla incluyendo distintos actores en los procesos. Se presentan los principales, que tienen aspectos comunes, uno planteado por Sergio Celis al Departamento de Ingeniería Industrial, y uno simplificado que reúne aspectos de todos los anteriores. Además de esto se presenta una explicación de cómo se estructura una Malla Curricular, que se entiende como el resultado final de haber incorporado los conceptos antes descritos.

Además de esto, se presenta el marco bajo el cual la Facultad evalúa su currículo, definiendo ciertos conceptos clave y aspectos importantes para la mejora continua de la carrera de ingeniería.

2.1 Modelos Curriculares

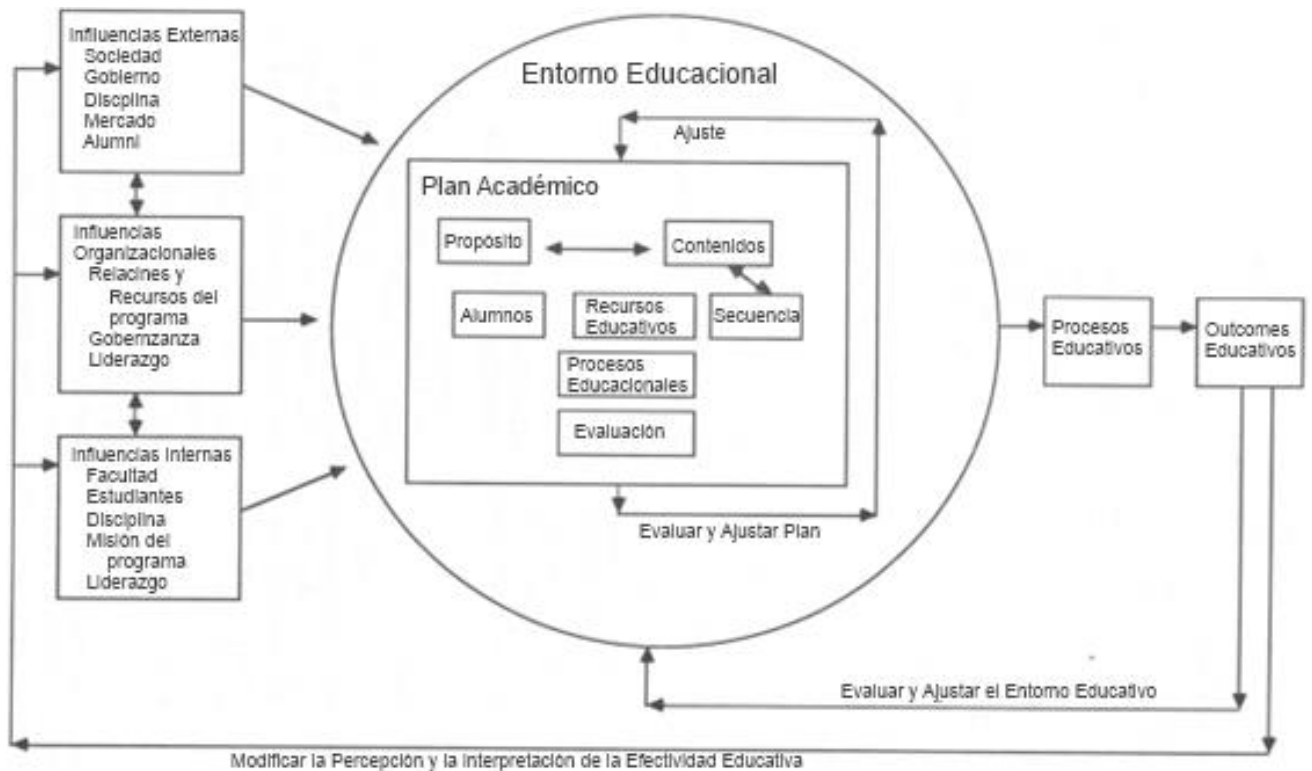
2.1.1 Modelo Curricular de Lattuca & Stark

El primer modelo a presentar, y el más general, corresponde al desarrollado por Lisa Lattuca y Joan Stark. Este plantea que existen un Plan Académico (o Currículo) que consta de siete partes, además de distintos factores que interactúan de manera constante y van siendo determinantes en la consecución de este, identificando así que existen tanto elementos internos como externos que determinan el contexto en el que se desarrolla el proceso educativo. Las siete componentes del Plan Académico son las siguientes:

- Propósitos (objetivos educacionales)
- Contenidos
- Secuencia
- Estudiantes
- Procesos institucionales

- Recursos institucionales
- Evaluaciones

Por otro lado, se definen influencias externas e internas que afectan el desarrollo del Plan Académico, donde para las primeras se puede dar como ejemplo el Mercado, el gobierno y la acreditación de la institución, como para las internas temáticas relacionadas a la institución misma como su misión, recursos y gobernanza, como también ligadas a la disciplina interna, a las características generales del estudiantado, entre otras. Todo lo anterior se desenvuelve en un contexto sociocultural particular, lo que se puede apreciar de mejor manera en la imagen a continuación:



Evaluación y Ajuste

Como se aprecia en la imagen anterior, el modelo de Latucca & Stark plantea un ajuste continuo del Plan académico. Esto implica que este se va revisando continuamente, primero sobre la medición de los resultados del aprendizaje y satisfacción con el plan, para la parte interna del modelo; y las percepciones de los agentes externos e internos

para el caso de la parte externa. Este modelo plantea un marco general sobre el cual se implementa un modelo curricular, pero no define el cómo se evalúan dichos aspectos específicos. En particular lo respectivo a resultados de aprendizaje se abordará más adelante.

2.1.2. Modelos Input-Environment-Outcome (I-E-O)

Estos modelos, basados en el trabajo de Alexander Astin (1991), pretenden atender de manera más cercana las influencias que afectan el aprendizaje y la persistencia de los estudiantes. Un ejemplo de estos, es el propuesto por Reason, Terenzini y Domingo (2006). Aquí, se define la llamada “Experiencia Universitaria”, a la cual ingresa un input y de la cual sale un outcome, correspondientes a las características del alumno previas al ingreso a la institución universitaria y a los resultados del proceso de aprendizaje, respectivamente. De acuerdo a este modelo, una vez que el alumno ingresa a la universidad, su “Experiencia Universitaria” dependerá del llamado Contexto Organizacional, que agrupa detalles del funcionamiento de la institución y su interacción (estructura organizacional, programas curriculares, políticas de escuela, cultura de la facultad, etc.), y de la Interacción entre Pares, en donde la experiencia en la sala de clases y fuera de esta, además de la llamada “experiencia curricular” son determinantes. Esto último hace referencia al efecto de todas sus clases de manera agregada, es decir, a la influencia que tiene un curso sobre los demás, en el amplio sentido de la palabra (ejemplo: distribución de tiempo del alumno a cada curso o la motivación que un curso pueda generar).

2.1.3. Modelo Basado en Competencias [2]

Este modelo, basado en la educación llamada en competencias, nace desde la premisa de que la adquisición de conocimiento no puede garantizar la correcta aplicación de este. Esto, que tiene una relación directa con el mundo laboral y la capacidad de aplicar in situ lo aprendido una vez capacitado, define una nueva concepción de lo que debe buscarse como objetivo educativo. Así, es posible entregar una definición de competencia, sobre la cual se arma luego el modelo curricular:

“Es la capacidad para elegir y usar una combinación integrada de conocimiento, habilidades y aptitudes con la intención de realizar una labor en un contexto específico, mientras características personales tales como motivación, confianza en uno mismo, fuerza de voluntad, son parte de dicho contexto”.

Lo anterior define el objetivo que debe tener una educación basada en competencias, y compone el punto de partida para entender lo que es un currículo basado en competencias. Basado en esto, es posible definir ciertos aspectos que pueden caracterizarlo:

- Orientado a la práctica profesional, es decir, en la futura ocupación del graduado.
- Orientado en el aprendizaje y el proceso por el cual este se logra es central. El trabajo individual es clave y, basado en las competencias ya adquiridas por el alumno, se definen las que aún deben ser aprendidas.
- Tiene un enfoque constructivista. Esto quiere decir que se valora más la calidad del conocimiento adquirido vía una construcción continua de este, más que la adquisición pasiva de conocimiento.
- Ambiente de aprendizaje enfocado en la adquisición de competencias. Esto significa que el currículo se construye “hacia atrás”, puesto que el objetivo de este se define sobre las competencias que debe tener el graduado y no sobre conocimientos.
- Incluye la adquisición de competencias genéricas.
- Evaluación enfocada en competencias más que en conocimientos y/o habilidades. El proceso de evaluación, más que una simple medición, forma parte integral del proceso educativo, y por ende de desarrollo de competencias.
- Enfocado en la elaboración de perfiles y la identificación de competencias. Esto significa que el conocimiento y las habilidades están definidas sobre la base de las competencias necesarias para la formación de un profesional competente, y no por el determinado por definición dado el campo de estudio.

2.1.4 Propuesta de Modelo de Fases del Sistema de Información para el DII [2]

Además de los Modelos Curriculares mostrados al interior del departamento se gestó una iniciativa bajo la cual se planteó un nuevo marco para entender el desarrollo de la actividad docente, llevada a cabo por Sergio Celis el año 2011. Esta propuesta describe el cómo se estructura el proceso educativo al interior del departamento, definiendo los principales actores y variables, recogiendo aspecto tanto del modelo de Latucka-Stark como también del IEO. Además de esto, define cuál debe ser la información que idealmente debiese ser gestionada por el DII para ir generando una mejora continua en la docencia, y por ende en la formación de ingenieros. Este modelo tiene un diseño modular, el cual puede ser visto como una hoja de ruta a seguir. Se separa en tres fases: Inputs o de características y experiencias de los estudiantes; una segunda fase que es donde la enseñanza del DII toma lugar, en el ambiente del DII; y la fase final es la de los resultados.

Características y experiencias de los estudiantes pre-DII

En esta fase se presentan siete componentes que debiesen ser tomadas en cuenta para tener una visión completa del estudiante que ingresa al DII. Estas son:

En esta fase se presentan siete componentes que debiesen ser tomadas en cuenta para tener una visión completa del estudiante que ingresa al DII. Estas son:

- Sociodemográficas:
 - Sexo
 - Nivel socio-económico
 - Comuna y tipo de residencia
 - Nacionalidad
- Financiamiento
 - Becas y créditos
- Capacidades Académicas
 - Puntaje PSU
 - Rendimiento Plan Común
- Historial Educativo

- Tipo de educación media
- Carreras anteriores
- Experiencias de Liderazgo
 - Participación en grupos deportivos, artísticos, políticos, etc.
- Intereses, Actitudes y Valores
 - Razones para estudiar ICI
 - Proyecciones profesionales
 - Hábitos de estudio
- Concepto de Sí Mismo
 - Confianza en sí mismo

Experiencia del DII

En esta fase se capturan todas aquellas interacciones y eventos que suceden durante el paso de los estudiantes por el DII. Es aquí donde el Departamento genera un valor agregado a sus estudiantes en cuanto a enseñanza y aprendizaje. Por ende, es aquí donde las decisiones docentes se transforman en intervenciones que impactan en el aprendizaje del estudiante. Esta fase se separa en la siguiente información:

- Profesores y Equipos docentes
 - Evaluación encuesta docente
 - Distribución profesores full-time y part-time
 - Número de profesores con grado académico
- Cursos
 - Evaluación encuesta docente
 - Alumnos por curso
 - Programas de curso
 - Asistencia
 - Tasa de reprobación
- Prácticas y titulación
- Infraestructura y administración
- Colocaciones
- Estudiantes
 - Participación actividades extracurriculares

- Estudios o pasantías en el extranjero
- Balance estudio/trabajo

Resultados

Es la fase más importante de la evaluación de la docencia. Es aquí donde se están produciendo los avances más relevantes en materia de mediciones y evaluaciones de la enseñanza. La información propuesta para esta fase en el modelo se muestra a continuación:

- Aprendizaje de competencias específicas
 - Rendimiento Académico DII
 - Reconocimientos
- Aprendizaje competencias generales
 - Pensamiento crítico
 - Trabajo en equipo y liderazgo
 - Capacidad de adaptación
 - Comunicación oral y escrita
 - Autoaprendizaje
- Logros profesionales
 - Grados académicos
 - Premios y reconocimientos
 - Salario, posiciones ejecutivas
 - Emprendimientos
 - Satisfacción laboral
- Intereses, Actitudes y Valores
 - Compromiso ciudadano
- Motivación y compromiso hacia el DII

2.1.5 Propuesta de modelo para el análisis de la Malla Curricular del DII

Finalmente, se plantea un modelo simplificado del modelo antes mencionado, que incorpora algunos aspectos del modelo IEO. Esto busca generar un marco que se

acomode de mejor manera al objetivo de esta memoria. Para esto se propone un modelo que se enfoque más en lo que ocurre al interior de los cursos, es decir más enfocado en el proceso mismo de enseñanza. Se plantea un modelo también de tres fases, pero que incorpora el efecto agregado de los cursos, además de eliminar algunos aspectos del modelo de Sergio Celis, centrándose más en el curso mismo y en sus resultados académicos, más que en el aprendizaje mismo. Así, se presentan las fases a continuación:

Input de los alumnos a un curso

Aquí se plantea algo similar a lo del modelo de fases propuesto por Sergio Celis, pero donde además de caracterizar a todos los alumnos del DII por sus atributos propios, que son exógenos a lo que ocurre dentro del DII, se incluyen variables que son previas al ingreso de un curso específico y que van variando a medida que el alumno avanza en su carrera. A continuación se muestran las variables consideradas:

- Sociodemográficas
 - Sexo
 - Nivel socio-económico
 - Comuna y tipo de residencia
 - Nacionalidad
 - Vía de Financiamiento de la carrera
- Capacidades Académicas pre-DII
 - Puntaje PSU
 - Rendimiento Plan Común
- Historial Educacional
 - Tipo de educación media
- Historial DII al día (previo a entrar al DII)
 - UD's aprobadas
 - UD's reprobadas
 - Rendimiento en cursos anteriores del DII que no son requisitos.
 - Rendimiento en cursos anteriores del DII que son requisitos.

En general, en comparación con el modelo expuesto en la parte anterior, se borraron del input las variables que o son muy difíciles de considerar en un modelo como el que se

propone más adelante, o bien no son observables hoy en día, por lo que no están disponibles en datos o su captura es hoy por hoy muy compleja. Las variables no consideradas fueron Carreras anteriores; Participación en grupos deportivos artísticos, polícos, etc; Razones para estudiar Ingeniería Civil Industrial; Proyecciones profesionales; Hábitos de estudio; y Confianza en sí mismo.

Variables derivadas de los Cursos

Aquí se plantea caracterizar el curso vía datos disponibles en el DII, que permitan entender de mejor manera lo que ocurre en su interior. Estas se muestran a continuación:

- Evaluación Docente
- Efecto agregado de los cursos (Hace referencia al efecto que puedan tener los cursos entre ellos mismos debido a temas como la distribución del tiempo o la motivación por la carrera)
- Programas de curso

De esta parte, en relación al modelo anterior, se dejaron de lado variables de manera de simplificar las variables propias de un curso del DII para facilitar su modelamiento. Es por esto que solo se consideraron los antes mencionados y se dejaron de lado el resto de los detalles expuestos anteriormente para describir los cursos del departamento. Se dejaron de lado específicamente las variables Distribución profesores full-time y part-time; Número de profesores con grado académico; Alumnos por curso; Asistencia; Tasa de reprobación; Prácticas y titulación; Infraestructura; Colocaciones; Participación en actividades extracurriculares; Estudios o pasantías en el extranjero; y Balance estudio/trabajo.

Resultados del curso

Esta fase plantea que se observen las variables observables del rendimiento general de un curso, es decir, tanto de los alumnos como del proceso educacional. Las variables propuestas se muestran a continuación:

- Rendimiento Curso
 - Tasa de Reprobación

- Promedio y Varianza del Curso
- Rendimiento Alumnos
 - Promedio final
 - Promedio Tareas
 - Promedio Controles

De esta parte, en relación al modelo de Sergio Celis, se tomaron solamente las variables asociadas a la medición del rendimiento académico, puesto que ese es el objeto de estudio de este Trabajo de Título, y porque es la variable medible que existe hoy por hoy. El resto de las propuestas anteriormente se centran en el aprendizaje de competencias generales y logros no medibles como output de un curso. Más específicamente no se consideraron las variables Reconocimientos; Pensamiento Crítico; Trabajo en equipo y Liderazgo; Capacidad de adaptación; Comunicación oral y escrita; Autoaprendizaje; Grados académicos; Premios y reconocimientos; Salario y posiciones ejecutivas; Emprendimientos; Satisfacción Laboral; Compromiso Ciudadano; y Motivación y compromiso hacia el DII (distinto a motivación por el curso).

2.1.6 Estructura Malla Curricular

Los modelos descritos anteriormente nos permiten entender de mejor manera el cómo se organiza un proceso educativo en instituciones de educación superior, vía la identificación de procesos, interacciones, variables y contenidos. El modelo basado en competencias se centra mucho más en este último aspecto, mientras que los otros en los procesos y variables, siendo estos complementarios más que excluyentes. Una vez definidas las competencias a entregar, es necesario definir cómo será el camino que seguirán los alumnos para poder adquirirlas. Para esto se define una Malla Curricular, que reúne todos los contenidos repartidos en los distintos cursos que componen la carrera, que en este caso corresponde a la de Ingeniería Civil Industrial. Estos cursos deben seguir un camino lógico, dada la forma en que se entiende un Modelo basado en Competencias, por lo que debe tener una estructura definida que plantee un camino a seguir a lo largo del proceso educativo. Para entender esto es posible entregar una serie de definiciones, que nacen una vez ya definidos los cursos que componen el Plan de Estudios específico para la carrera en cuestión:

- **Requisito de Avance:** Un curso pasa a ser un requisito de estas características cuando es puesto en la malla para que los cursos que le proceden sean tomados en un momento cronológico específico.
- **Requisito de Contenidos:** Un curso pasa a ser un requisito de contenidos de otro cuando las competencias y habilidades que este entrega se consideran como necesarias para el buen rendimiento del curso que le procede.

Luego de entender estos dos conceptos, se entiende que la malla se estructura en base a requisitos, y que para el caso de la desarrollada a partir de 2007 en la FCFM, se hace principalmente sobre los de contenidos, salvo contadas excepciones. Esto debido a que una malla armada sobre la base de competencias, entiende que existen algunas que, para poder ser desarrolladas de manera apropiada, requieren de otras que deben ser desarrolladas de manera previa, por lo que al estructurar las competencias en base a cursos que las entregan, debe existir una estructura de requisitos que le den un cierto orden al plan de estudios.

2.2 Evaluación Curricular en la FCFM[7]

Luego de entendidos los distintos Modelos Curriculares y el cómo se compone y estructura una malla curricular, es posible presentar el proceso de revisión de estos en la Facultad. Para entender esto de mejor manera, es necesario definir algunos conceptos clave que permitan comprender el cómo estos se articulan de manera coherente en un modelo de Evaluación de Programas:

- **Medición:** conjunto de acciones orientadas a la obtención y registro de información cuantitativa (expresada en números su cantidad o grado) sobre cualquier hecho o comportamiento.
- **Evaluación:** Conjunto de acciones que permiten recopilar datos o evidencias que pueden ser utilizadas para responderse preguntas referidas a la sala de clases, en particular, al aprendizaje del estudiante, al propio currículo o a los programas de estudio.

- **Eficacia:** Grado de cumplimiento de los objetivos educativos de un programa, sin considerar necesariamente los recursos asignados para ello.
- **Eficiencia:** Relación entre dos magnitudes: la producción generada y los insumos o recursos que se utilizaron para alcanzar ese nivel de producción. Se refiere a si las actividades de un programa se ejecutaron, administraron y organizaron de modo que se haya incurrido en el menor costo posible, maximizando la entrega de productos y/o servicios.
- **Coherencia:** Relación entre los logros alcanzados y la propuesta inicial del currículum. Con ellos se busca responder las siguientes interrogantes:
 - ¿Los programas diseñados permitieron el logro de las competencias definidas?
 - ¿Existe relación entre los programas diseñados y su aplicación (metodológica) en el aula?
 - ¿Constituye el programa planificado un paso lógico para el logro de competencias?

Sobre estos conceptos se define Evaluación de Programas:

- Es el proceso de determinar en qué medida los objetivos de un Programa se han alcanzado.
- El uso del método científico en la medición de la implementación y de los resultados de políticas y programas.
- La provisión de información para la toma de decisiones sobre una intervención.
- Sistemática investigación a través de métodos científicos de los efectos, resultados y objetivos de un Programa con el fin de tomar decisiones sobre él.

El modelo usado para evaluar el currículum en la Facultad se estructura sobre la base de los llamados Sistemas de Evaluación (assessment). Estos tienen dentro de sus objetivos la rendición de cuentas y responsabilización por los resultados de los programas, además del mejoramiento permanente de los mismos. Para realizar el análisis, se evalúa sobre cuatro dimensiones: Las condiciones de entrada (inputs), los procesos, los productos (outputs) y los resultados (outcomes, competencias). Estas cuatro dimensiones se analizan sobre 3 niveles de la institución por separado, los estudiantes, los académicos y los recursos educativos.

2.2.1 Modelo Assessment

Para entender de mejor manera lo planteado en el punto anterior, a continuación se detalla el modelo utilizado por el ADD para evaluar la malla curricular.

El modelo Assessment o Modelo de Evaluación de Programas, es un modelo en donde se emiten juicios graduados sobre los niveles de calidad de estos y del logro de los resultados propuestos. Este tiene como principal objetivo la rendición de cuentas y responsabilización por los resultados y el mejoramiento permanente de los mismos, tema que encaja con la finalidad de esta memoria, puesto que esta se ocupa de evaluar las relaciones de los cursos, vía los procesos y productos educativos.

De manera más específica, el proceso de evaluación se divide en distintos niveles, generando una matriz en donde es posible analizar las distintas dimensiones del proceso educativo:

		Condiciones de Entrada	Procesos	Productos	Resultados
Evaluación	Estudiantes				
	Académicos				
	Recursos Educativos				

- I. Condiciones de Entrada: Responde a la pregunta “¿Quién es la población que participa del sistema y qué recursos tienen a disposición?”. La evaluación sistemática de condiciones de entrada y procesos, ofrece información sobre las habilidades y capacidades instaladas de los Programas de Estudio.

- II. Procesos: Responde la pregunta “¿Qué se hace considerando las condiciones de entrada?”. La evaluación sistemática de condiciones de entrada y procesos ofrece información sobre las habilidades y capacidades instaladas de los Programas de Estudio.

- III. Productos: Responde a la pregunta “¿Qué productos se obtienen a partir de las condiciones de entrada y procesos instalados?”. La evaluación sistemática de los productos ofrece información indirecta sobre la eficacia y eficiencia de los programas. Ofrece indicadores generales de logro.
- IV. Resultados: Responde a la pregunta “¿Cuál es el efecto de los procesos y productos, considerando las condiciones de entrada?”. La evaluación sistemática de los resultados ofrece información de la efectividad que tienen los programas dadas las habilidades y capacidades instaladas. Este eje considera el concepto “resultado” en términos del aprendizaje alcanzado y desarrollo de competencias. Remite a los “efectos” e implicancias de los productos generados a partir de los procesos y condiciones de entrada.

2.2.2 Modificación de Requisitos en la FCFM

Dentro de lo que es la evaluación de la malla curricular, es necesario también entender el cómo se revisa la estructura de ésta. Como se mencionó anteriormente, la ADD tiene como objetivo el monitoreo de la implementación de la Reforma Curricular FCFM. Esto lleva a que sea justamente este organismo el encargado de la evaluación de los requisitos, ya que su correcta disposición define la coherencia curricular de la malla. Los problemas asociados a los requisitos pueden ser dos:

- Requisito mal puesto: Significa un problema de eficiencia para la malla, debido a que puede frenar el avance de los alumnos de manera innecesaria, causando que para ellos exista un dilema de aumento en los costos de estudiar, además de que para la universidad implica mayores costos para los mismos objetivos formativos, ya que se retiene por mayor tiempo a los alumnos en la carrera.
- Requisito no puesto: Este significa un problema de eficacia, debido a que esto lleva a que los alumnos lleguen a un curso sin las capacidades especificadas como necesarias para el buen rendimiento de este. Esto se traduce en diferencias en el nivel de los estudiantes al interior de este, puesto que los que llegan con el potencial requisito realizado llegan con las capacidades desarrolladas y el resto no. Esto lleva a que el nivel de profundidad del curso baje, debido a que debe nivelarse para abajo, primero

atendiendo a quienes no tienen las capacidades que debieran venir previamente desarrolladas. Por otro lado, visto desde otra perspectiva, esto genera además diferencias en el aprendizaje, puesto que si bien puede nivelarse para abajo, también ocurre que los que no cuentan con estas capacidades que debiera contarse previamente, simplemente tienen un menor rendimiento y comprensión de los contenidos del curso, generándose un problema de eficacia en la malla curricular. Además de esto, el no tener puesto un prerrequisito implica un problema de Coherencia en la malla. Esto debido a que, en base a la definición anterior y a lo ya dicho, afecta el logro de las competencias definidas y por ende significa una traba para que el programa sea un paso lógico para el logro de estas.

Capítulo 3

Metodología

Para la realización de esta memoria se plantea la utilización de los datos socioeconómicos de los alumnos, además de su rendimiento académico. Para esto se plantea utilizar los datos de los alumnos del DII desde el momento en que se cursó por primera vez el cambió la malla curricular, en el año 2009, hasta hoy, pero limitando los semestres de estudio a los primeros cuatro de la carrera, puesto que es hasta dicho periodo donde se tienen más datos debido a la cantidad de generaciones que la han cursado. Por otro lado, el criterio para estudiar la bondad de la malla será el rendimiento académico reflejado en las notas de los alumnos, que permite definir interacción entre los cursos. Dicho criterio pretende lograr segmentar a los alumnos en base a su rendimiento para estudiar el efecto que tienen los cursos anteriores a este en las notas del estudiantado.

Se plantea como metodología para el cumplimiento de los objetivos de este trabajo, el procesos de descubrimiento de conocimiento útil a partir de Bases de Datos conocido como *Knowledge Discovery in Database (KDD)* [3]. La minería de datos es una parte de este proceso, y corresponde a la aplicación de algoritmos para la extracción de patrones, que se traducen en un modelo, a partir de la data. El proceso KDD consta de varios pasos diseñados para el cumplimiento de los objetivos, los cuales para el caso de este proyecto quedaría definidos de la siguiente manera:

3.1 Limpieza y procesamiento de datos

Se llevarán a cabo una serie de tareas enfocadas en la preparación de la data para la aplicación del proceso de Data Mining.

Limpieza de los datos

Aquí se plantea un proceso de reemplazo de los datos faltantes en la base de datos del Área de Infotecnologías (ADI), específicamente en la referida a los atributos sociodemográficos de los estudiantes del DII y a su rendimiento académicos en los cursos de la carrera. Para esto pueden usarse varias técnicas, como reemplazar por la media del atributo o por el valor más probable. Además de esto debe llevarse a cabo un proceso de

integración de los datos, puesto que si bien provienen de la misma base, estos deben ser cruzados para obtener los valores de las variables consideradas.

Reducción de datos

Para el caso de este trabajo particular, no se hará una reducción de variables para las variables ramo, puesto que son justamente estas el objeto de análisis. Sí se hará para el caso de las variables de input propias de los alumnos, y que describen sus características previas al ingreso al DII. Para hacer esto, se propone el diseño y realización de una encuesta que capture las impresiones, tanto de los alumnos como de los profesores, respecto de la relevancia de dichas variables en el desempeño académico de los estudiantes del departamento. Esto se hará sobre la base del modelo descrito en el Marco Teórico, y que plantea cuales en teoría son las principales variables que interactúan en la formación de un Ingeniero Civil Industrial.

3.2 Transformación [9]

Además se deben escalar los datos tanto para que sean comparables como para que tengan el mismo peso a la hora de procesarlos. Para esto existen varias metodologías, las cuales se exponen a continuación:

- Min-Max: Transforma la variable en un rango 0-1, mediante la fórmula:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} (X'_{max} - X'_{min}) + X'_{min}$$

Donde X' es el nuevo valor de la variable normalizada, X es el valor original de la variable, X_{min} es el mínimo valor posible de la variable, X_{max} es el máximo valor posible, X'_{min} es el valor mínimo para el rango normalizado, y X'_{max} es el valor máximo de la gama normalizada.

- Z-score: Es método normaliza los valores de la variable en torno a su valor promedio o media, utilizando la fórmula:

$$X' = \frac{X - \bar{x}}{s}$$

Donde \bar{x} es la media o valor medio de la variable y s es la desviación estándar.

- Decimal Scaling: Esta transformación considera un rango de valores entre -1 y 1, donde n es el número de dígitos del máximo valor absoluto y cuya fórmula es de la forma:

$$X' = \frac{X}{10^n}$$

- Value Mapping: Esta transformación consiste en convertir datos no numéricos en información numérica.
- Discretización: También denominado “suavización de los datos”, se aplica para transformar información numérica en información discreta, lo cual es conveniente dependiendo de la situación.

Para el caso de este problema, se cuenta con un factor extra a la hora de transformar los datos, y tiene que ver con el origen de estos. Las notas de los alumnos provienen de cursos distintos, por lo que pueden generarse distorsiones debido a diferencias entre los semestres cursados, además de que la naturaleza de la base de datos no permite acceder a las notas de los no aprobados, solamente a su situación final, lo que se detallará más adelante. Es por esto que se propone para este caso, realizar dos transformaciones. La primera debe llevarse a cabo en el grupo de los alumnos que aprobaron el curso, de manera de así escalar entre -1 y 1 usando datos del curso específico que curso el alumno, es decir utilizando ya sea la media, varianza, mínima nota o máxima nota específicas para el curso y semestre cursado, vía Zscore. Luego de hecho esto, se propone una discretización de los datos que divida a los alumnos en grupos que permitan agregar información a la variable.

3.3 Modelo de Data Mining

El modelo KDD plantea decidir qué tipo de modelo se ocupará y luego el algoritmo que mejor se adecúe al problema estudiado. A continuación se detalla la elección, definición y software a utilizar para el desarrollo del problema.

Elección de Modelo de Data Mining [8]

La idea de este trabajo de título está en la búsqueda de las relaciones de causalidad que existen entre los distintos cursos de la Malla Curricular del DII para así analizar su estructura. Para esto se tomaron en cuenta dos posibles enfoques para abordar el problema, uno *Estadístico* y otro de *Causalidad*. Para el caso particular de esta Memoria, se optó por la segunda opción, principalmente debido a las características propias del problema y a las limitaciones que implica un modelo basado en un enfoque de *Correlación*.

El modelamiento de la Malla Curricular del DII puede ser visto como un conjunto de variables “curso” que interactúan entre sí, pudiendo generarse un impacto en el rendimiento del alumno a medida que avanza por la carrera. La idea de este trabajo está en lograr modelar de la mejor forma posible dichas interacciones, de manera de así poder comparar los resultados arrojados por el modelo con la estructura de la Malla Curricular, a fin de permitir una mejor evaluación de esta. De entre los dos enfoques propuestos, el de Causalidad se antepone al Estadístico principalmente en la precisión con que establece relaciones entre las variables. Mientras el segundo enfoque plantea que la no conexión entre variables implica independencia condicional, el primero solo supone ausencia de relación de causalidad, lo que puede o no significar independencia condicional entre las distribuciones (Pearl, 2000). Así, un enfoque de causalidad se acomoda de buena manera al problema a estudiar, debido a las características propias de este, en donde la necesidad de capturar el efecto de un curso sobre los que le siguen en la Malla se hace complejo si consideramos que dos cursos con un prerrequisito común pueden estar correlacionados, haciendo difícil el análisis de la estructura.

Modelos Causales [8]

Como se mencionó con anterioridad, los modelos causales están conformados por un grafo, que define la relación de causalidad que existe entre las variables, y por otro lado, un set de funciones que definen la forma en que estas se relacionan. Para ser más específico, se utilizarán las definiciones propuestas por Judea Pearl (Pearl, 2000), que permiten entender de mejor manera el marco que envuelve a un modelo de Causalidad.

Estructura Causal: La estructura causal de un set de variables V es un Grafo Acíclico Dirigido (DAG) en donde cada nodo corresponde a un elemento distinto de V , y cada link representa una relación funcional directa entre las correspondientes variables.

Así, esta estructura causal entrega una mirada gráfica del cómo se relacionan las variables que se pretende integrar al modelo.

Modelo Causal: Un modelo causal es un par $M = (D, \theta_D)$ consistente de una Estructura Causal D y un set de parámetros θ_D compatible con D . Los parámetros θ_D asignan una función $x_i = f_i(\mathbf{pa}_i, \mathbf{u}_i)$ a cada $X_i \in V$ y una medida de probabilidad $P(\mathbf{u}_i)$ a cada \mathbf{u}_i , donde \mathbf{PA}_i son los padres de X_i en D y donde cada U_i es una perturbación aleatoria distribuida de acuerdo a $P(\mathbf{u}_i)$, independiente de los otros u .

Así, lo que finalmente describe a un modelo causal son tanto su estructura como la forma que se describen las relaciones entre sus variables, las que a su vez van a depender de si una es o no descendiente de la otra, lo que se verá con mayor claridad más adelante cuando se defina la Condición de Markov. Esta definición permite entender de mejor manera que es lo que se busca al desarrollar un modelo de estas características, y que su vez nos acerca a un modelo más específico, como son las Redes Bayesianas.

Diagramas Causales [8]

Los grafos causales son estructuras que definen la relación que existe entre distintas variables aleatorias de manera gráfica, facilitando la generación eficiente de inferencias a partir de datos. Como se explicó anteriormente, al ser parte de un modelo causal, los diagramas causales están compuestos por un set de variables V y un set de vértices E , que pueden ser dirigidos o no dirigidos. Por otro lado, los grafos pueden también ser cíclicos o acíclicos, dependiendo de si existen arcos bidireccionados entre dos nodos generados relaciones cíclicas entre las variables. El interés de los diagramas causales estará puesto en los dirigidos y acíclicos (DAG), puesto que en base a estos se van definiendo las relaciones de causalidad. Por otro lado, un DAG define la relación que existe entre sus nodos como de “padre e hijo” y se expresa de forma probabilística, en base a la independencia condicional de sus no padres, por lo que cada nodo cumplirá con lo siguiente:

$$P(x_j | x_1 \dots x_{j-1}) = P(x_j | pa_j)$$

Donde se observa que de todos los posibles padres de x_j , solo interesan los pertenecientes al conjunto de los padres de j (pa_j), debido a la independencia condicional que existe entre las variables que no pertenecen a dicho conjunto. Así, el conjunto de los padres de una determinada variable j se definirá como *Padre Markoviano (PA)*, y cumplirá con la ecuación mostrada anteriormente.

Por otro lado, un DAG G se dice Markov Compatible con una distribución P , si esta admite la factorización:

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_i P(x_i | pa_i)$$

Lo que significa que los arcos que definen las relaciones entre los distintos nodos del DAG podrán ser representadas vía una distribución probabilística compatible con su estructura. Además de esto, un DAG donde se cumple que para una distribución P todas sus variables son condicionalmente independientes a sus no descendientes, se dice que P está relacionada Markov con el grafo G , y que por ende cumple con la *Condición de Markov*.

Redes Bayesianas Causales [8]

Las Redes Bayesianas son una representación gráfica de dependencias para razonamientos probabilísticos, en la cual los nodos representan las variables aleatorias y los arcos representan relaciones de dependencia directa entre las variables. De manera más práctica, un DAG se dice una red bayesiana causal, expresada por un grafo G y una distribución P , cuando cumple que para una intervención $do(X=x)$, en donde se fija un set de variables $\underline{X} \subseteq V$ como constantes, si para cada distribución $P_x \in P^*$ resultante de dicha intervención y P^* el set de todas las probabilidades intervencionales, se cumple que:

- 1) P_x está relacionada Markov con G
- 2) $P_x(v_i) = 1 \forall V_i \in X$ y cuando v_i es consistente con $X = x$
- 3) $P_x(v_i|pa_i) = P(v_i|pa_i) \forall V_i \notin X$ y cuando v_i es consistente con $X = x$

Lo anterior permite que sea posible acotar el espacio de búsqueda de P_x a una única red bayesiana. Por otro lado, además permite calcular cualquier P_x asociado a una intervención $do(X=x)$ como una factorización truncada:

$$P_x(v) = \prod_{\{i|V_i \notin X\}} P(v_i|pa_i) \text{ Para todo } v \text{ consistente con } x$$

3.4 R-Project [6]

R es un lenguaje y entorno para computación y gráficos estadísticos. Es un proyecto GNU, que es similar al lenguaje S y el medio ambiente que se ha desarrollado en los Laboratorios Bell (antes AT & T, ahora Lucent Technologies) por John Chambers y colegas. R puede ser considerado como una implementación diferente de S. Hay algunas diferencias importantes, pero mucho código escrito para S se ejecuta sin perfeccionar en R.

“R” proporciona una amplia variedad de estadística (modelos lineales y no lineales, pruebas estadísticas clásicas, análisis de series temporales, clasificación, agrupamiento, entre otras) y las técnicas gráficas, y es altamente extensible. El lenguaje S es a menudo el vehículo de elección para la investigación en metodología estadística, y R proporciona una ruta de código abierto a la participación en esa actividad.

Redes Bayesianas en R

El lenguaje R, al ser un código abierto, permite que se generen múltiples esfuerzos para ir agregando nuevas herramientas. Entre estas surge el paquete bnlearn, que ofrece la posibilidad de aprendizaje de estructuras gráficas de Redes Bayesianas, estimación de sus parámetros y la generación de inferencias útiles. Para esto, bnlearn ofrece la posibilidad de utilizar una amplia variedad de algoritmos para la búsqueda de estructuras de redes

bayesianas, además de funciones que entregan información útil a partir de la red generada. Los algoritmos disponibles se dividen en tres clases y son los siguientes:

- Basado en restricciones (definición de red bayesiana causal más arriba)
 - Grow-Shrink (GS)
 - Incremental Association Markov Blanket (IAMB)
 - Fast Incremental Association (Fast-IAMB)
 - Interleaved Incremental Association (Inter-IAMB)
- Basado en puntajes
 - Hill Climbing (HC)
 - Tabu Search (Tabu)
- Algoritmos Híbridos de Búsqueda de estructura
 - Max-Min Hill Climbing (MMHC)
 - General 2-Phase Restricted Maximization (RSMAX2)

Por otro lado, para búsqueda de parámetros y fuerza de las uniones de la red, la clase `bnlearn` ofrece las funciones `arc.strength` y `bn.fit` respectivamente, además de opciones gráficas que facilitan el análisis.

Así, se plantea una metodología donde se buscará una red bayesiana considerando los distintos cursos del Departamento de Ingeniería Industrial como las variables en estudio que deben relacionarse de manera causal, lo que facilita su análisis desde una perspectiva de relacionar si existe influencia entre ellos. Para esto se plantea tanto la búsqueda de la red causal, expresada vía grafo, como del set de probabilidades condicionales que permite estudiar en detalle el funcionamiento de las relaciones encontradas por el algoritmo de redes bayesianas. A continuación, en el capítulo 4, se detalla el diseño y la implementación de la metodología propuesta.

Capítulo 4

Diseño e implementación

4.1 Descripción de la Data

La data a utilizar en este trabajo proviene de tres bases de datos diferentes que deben ser cruzadas para obtener la información relevante requerida. A continuación se especifica, para cada base de datos, la información extraída de cada una:

4.1.1 MUFASA MySQL

Esta corresponde a la base de datos del ADI, que contiene la información correspondiente a las notas de los alumnos, inscripción académica, detalle de los cursos, titulación, entre otros. De dicha base se extrajeron los siguientes datos:

Notas de los cursos DII

Se extrajeron las notas de los alumnos que hubieran cursado al menos una vez todos los ramos obligatorios correspondientes a los primeros cuatro semestres de la carrera de Ingeniería Civil Industrial, los cuales se muestran a continuación:

- IN3701 Modelamiento y Optimización
- IN3501 Tecnologías de Información y Comunicación para la Gestión
- MA3403 Probabilidades y Estadística
- IN3001 Taller de Ingeniería Industrial I
- IN3702 Investigación de Operaciones
- IN3202 Microeconomía
- IN3401 Estadística para la Economía y la Gestión
- IN4701 Gestión de Operaciones I
- IN4203 Macroeconomía
- IN4402 Aplicaciones de Probabilidades y Estadística en Gestión
- IN4301 Análisis y Matemáticas Financieras
- IN4703 Gestión de Operaciones II
- IN4601 Marketing I
- IN4302 Finanzas I
- IN4002 Taller de Ingeniería Industrial II

Lo anterior se entiende por *ramo* de la malla, que se contrapone a un *curso*, que especifica tanto el semestre como la sección en que este fue realizado. En específico, se extrajeron los siguientes campos:

<i>Campo</i>	<i>Descripción</i>
Nota_Min	Este campo hace referencia a la nota obtenida en un curso específico la primera vez que el ramo al que este representa fue realizado, tomando valores entre 4 y 7 para los casos en que el resultado fue “Aprobado”, y <i>NULL</i> en caso contrario.
Nota_Max	Este campo hace referencia a la nota obtenida en un curso específico la última vez que el ramo al que este representa fue realizado, tomando valores entre 4 y 7 para los casos en que el resultado fue “Aprobado”, y <i>NULL</i> en caso contrario. Este campo toma el mismo valor que Nota_Min cuando este fue “Aprobado”, puesto que esto implica que el ramo se hizo solo una vez.
Nota_PC	Este campo hace referencia al promedio ponderado por UD’s de las notas obtenidas por los alumnos en el Plan Común de Ingeniería en los ramos no electivos.

4.1.2 Bienestar Estudiantil

Esta base de datos, perteneciente al área de Bienestar Estudiantil de la Facultad, contiene información correspondiente a la situación socioeconómica del alumno y su familia. De esta base se utilizarán los siguientes datos para la generación del modelo de Data Mining:

<i>Campo</i>	<i>Descripción</i>
Tipo de Colegio Enseñanza Media	Responde a si el alumno proviene de un colegio Particular Pagado, Particular Subvencionado o Municipal.
Quintil	Responde a qué quintil de ingreso proviene el alumno.
Financiamiento	Responde a cómo financia la carrera el alumno, ya sea con un crédito, beca o financiamiento propio.

4.1.3 Encuesta Docente

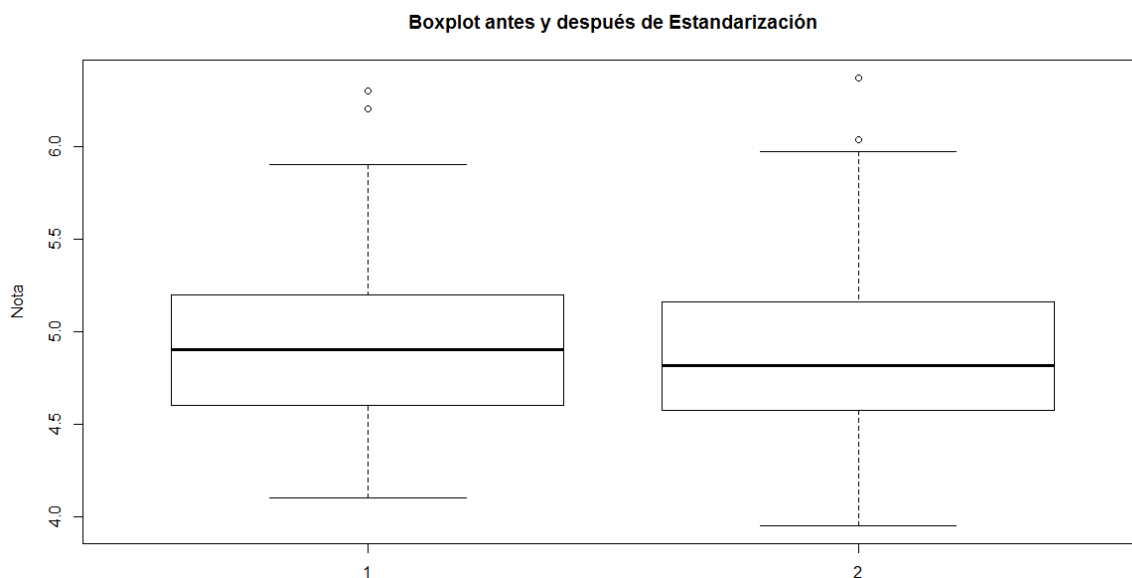
Por último, se cuenta con datos provenientes de la encuesta docente realizada a cada curso realizado en la Facultad. De aquí se utilizará la nota final con la que evalúa el desempeño del curso. Estos datos son públicos para los alumnos y profesores de la Facultad vía www.u-cursos.cl.

4.2 Transformación de la Data

Luego de extraída la Data a utilizar para el proceso de Data Mining, se procede a transformar la extraída desde MUFASA, para utilizarla en un modelo preliminar.

4.2.1 Estandarización

Para la transformación se extrajeron, desde MUFASA, datos específicos de cada curso, de manera de así estandarizar las notas ajustando vía Z-Score con la desviación estándar y la media para cada caso. Este proceso aplicado sobre el valor de Nota_Max, tiene como resultado un cambio en la distribución de las notas, que puede apreciarse gráficamente vía Boxplot, para el caso del curso “Modelamiento y Optimización” a modo de ejemplo a continuación:



(1) Notas Antes Estandarización (2) Notas después Estandarización

	Datos Transformados	Datos Transformados re escalados con la Media y Desv. Est. originales	Datos Originales
D. Estándar	0,92985016	0,43080811	0,46330917
Media	-0,04254184	4,87722591	4,89693593

Fuente: Elaboración Propia. Datos obtenidos de ADI de la FCFM.

En la gráfica anterior, puede verse que si bien no se aprecian cambios importantes a nivel de Desviación Estándar o de la Media, si se observa variación en la distribución de las notas. En el gráfico (1), puede verse una distribución relativamente homogénea respecto de la media, a diferencia del gráfico (2), donde existe una concentración mayor de individuos por sobre la media que debajo de esta.

4.2.2 Discretización

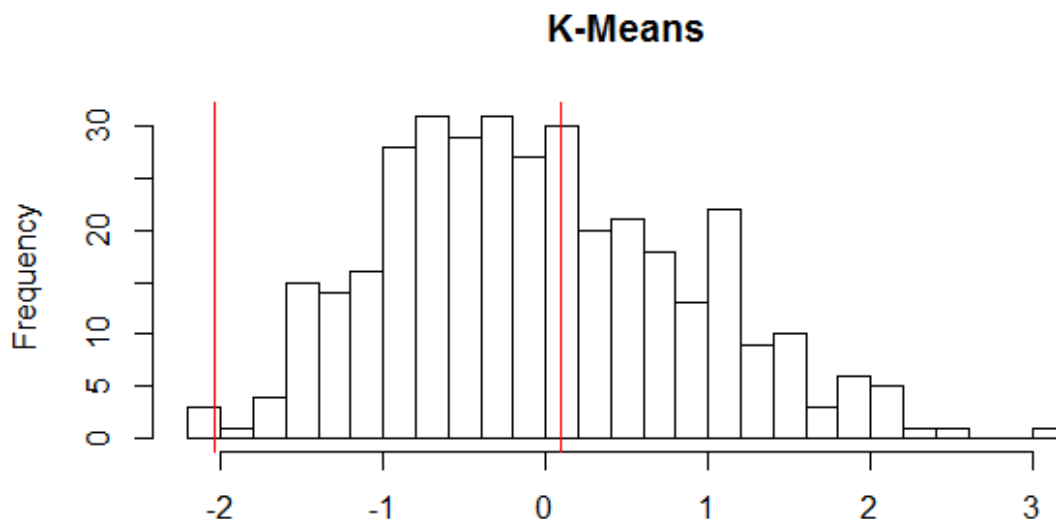
Luego de llevada a cabo la estandarización de las notas de los alumnos, se llevó a cabo un proceso de discretización de la Data que se dividió en tres partes. Primero se agrupó a los aprobados por su rendimiento, luego se les clasificó en base a la repitencia y por último en base a los resultados de la encuesta docente.

Discretización Aprobados

Dadas las características de la data obtenida de MUFASA, no es posible tener información respecto de las notas de los alumnos que reprobaron un curso. Es por esto que se determinó discretizar la data en grupos según su rendimiento, para lo que se definió que, además de los reprobados, debía segmentarse a los aprobados en dos grupos: los de rendimiento regular y alto. Para esto se optó por utilizar k-Medias para generar dos clústers para cada ramo sobre las notas estandarizadas de la parte anterior, de manera de así capturar de mejor manera la interdependencia que pueda existir entre los datos (Gupta et al, 2009), además de entregar rangos para los clústers no derivados de ajustes por frecuencia o por igualdad de intervalos, sino que por similitud entre los valores.

Así, el proceso descrito arrojó dos clústers para cada curso, que sumados a los reprobados conforman los tres primeros grupos de la primera parte de la discretización.

A continuación se muestran las frecuencias por media y los rangos encontrados que arrojó como resultado el aplicar k-Medias al curso “Modelamiento y Optimización”:



	Rangos
Clúster 1	[-2,036; 0,097)
Clúster 2	[0,097; 3,175]

Fuente: Elaboración Propia. Datos del ADI de la FCFM.

Aquí se puede ver como se distribuyó en frecuencia ambos clústers, donde el primero, correspondiente a los de rendimiento “bueno”, agrupa un mayor número de observaciones que el de los de rendimiento “excelente”.

Discretización por Repitencia

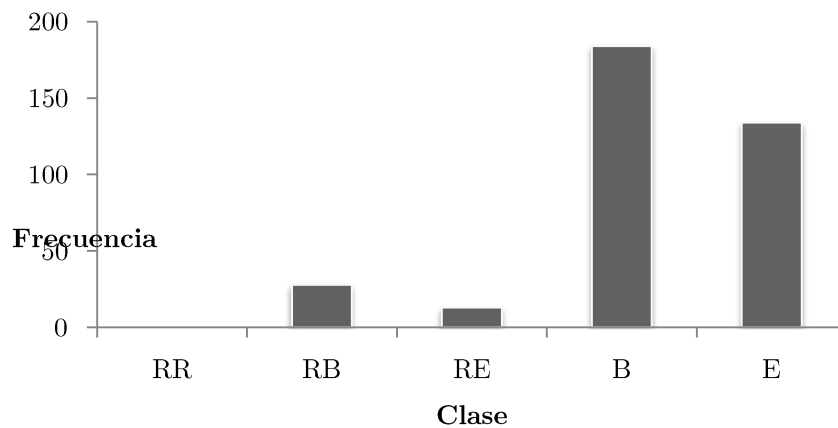
Como se mencionó con anterioridad, se extrajo tanto la nota con que el alumno aprobó un ramo específico, como también la nota que obtuvo la primera vez que lo cursó. De haber aprobado la primera vez, estos valores son iguales, pero en caso contrario el primero tomar el valor *NULL*. Es por esto que además de agrupar por el rendimiento relativo que reflejen las notas, es necesario clasificar por si el curso fue hecho en más de una oportunidad, es decir, si fue reprobado alguna vez.

Finalmente, este proceso de transformación generó cinco grupos que corresponden a los valores que en primera instancia toma cada una de las variables ramo a estudiar. Estos se detallan a continuación:

<i>Clase</i>	<i>Descripción</i>
RR	Alumnos que han reprobado el curso tanto la primera como la última vez que lo realizó.
RB	Alumnos que han reprobado el curso la primera vez que lo cursaron y que lo aprobaron con una nota “regular”.
RE	Alumnos que han reprobado el curso la primera vez que lo cursaron y que lo aprobaron con una nota “excelente”.
B	Alumnos que aprobaron el curso en la primera vez que lo cursaron y lo aprobaron con una nota “regular”
E	Alumnos que aprobaron el curso en la primera vez que lo cursaron y lo aprobaron con una nota “excelente”.

A continuación se muestran las frecuencias resultantes para cada uno de los grupos antes descritos, para el caso del curso “Modelamiento y Optimización”:

Histograma Discretización "Modelamiento y Optimización"



<i>Clase</i>	<i>Frecuencia</i>
RR	0
RB	28
RE	13
B	184
E	134

Fuente: Elaboración Propia. Datos entregados por el ADI de la FCFM.

Discretización por Resultados Encuesta Docente

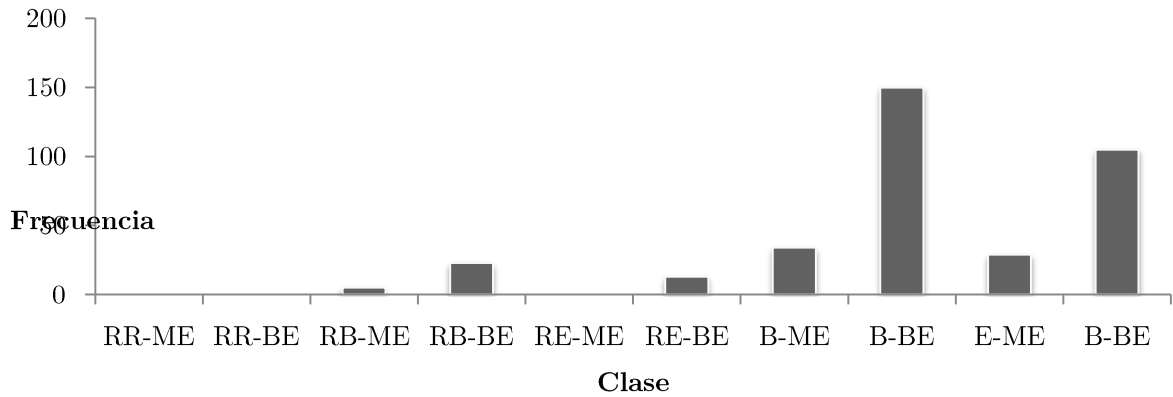
Luego de hecho lo anterior, es necesario agregar información de la Encuesta Docente a la variable ramo, de manera de así capturar las diferencias entre un curso que fue mal evaluado, y que por ende representa una desventaja para aprobar, de los que fueron bien evaluados. Con esto, se pretende capturar el efecto real del curso, quitando el sesgo pedagógico que pueda significar que el curso tenga un mal funcionamiento durante el semestre en que fue cursado.

Para llevar a cabo esto, se tomaron las notas finales de la evaluación de cada curso específico, es decir, para un semestre y sección definida. Luego de esto, se discretizó en dos grupos por rendimiento: bien y mal evaluado. Para lograr esta distinción, debido a la limitación en cantidad de cursos observados, se generaron dos clases a partir de la media y la desviación estándar de estos. Para el caso de los “Mal Evaluados”, se definió que serían los cursos que obtuvieran una nota menor a la Media menos la Desviación Estándar de su ramo, dejando a los “Bien Evaluados” como los que estuvieran por sobre dicha métrica. Así, la variable ramo queda definida con diez valores nominales, que se detallan a continuación:

<i>Clases</i>	<i>Descripción</i>
RR-ME	Alumnos del grupo RR en que el último curso fue Mal Evaluado.
RR-BE	Alumnos del grupo RR en que el último curso fue Bien Evaluado.
RB-ME	Alumnos del grupo RB en que el curso en el que aprobó fue Mal Evaluado
RB-BE	Alumnos del grupo RB en que el curso en el que aprobó fue Bien Evaluado
RE-ME	Alumnos del grupo RE en que el curso en el que aprobó fue Mal Evaluado
RE-BE	Alumnos del grupo RE en que el curso en el que aprobó fue Bien Evaluado
B-ME	Alumnos del grupo B en que su curso fue Mal Evaluado
B-BE	Alumnos del grupo B en que su curso fue Bien Evaluado
E-ME	Alumnos del grupo E en que su curso fue Mal Evaluado
E-BE	Alumnos del grupo E en que su curso fue Bien Evaluado

A continuación se muestran las frecuencias obtenidas de la clasificación para la variable “Modelamiento y Optimización”:

Histograma Discretización "Modelamiento y Optimización"



<i>Clase</i>	<i>Frecuencia</i>
RR-ME	0
RR-BE	0
RB-ME	5
RB-BE	23
RE-ME	0
RE-BE	13
B-ME	34
B-BE	150
E-ME	29
E-BE	105

Fuente: Elaboración Propia. Datos obtenidos del ADI de la FCFM y de la Encuesta Docente disponible en u-cursos.

4.3. Modelo Preliminar

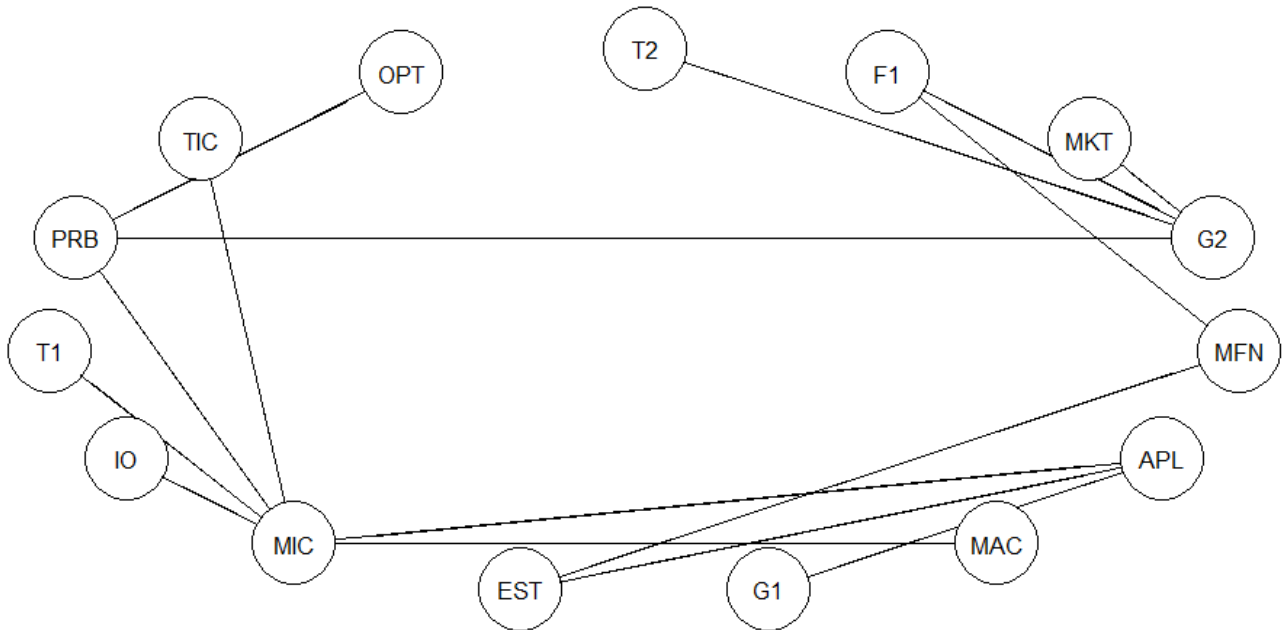
Previo a la identificación de variables relevantes y al desarrollo del modelo final que pretende analizar la Malla Curricular, se desarrolló uno de tipo preliminar que entregada una idea inicial, particularmente con el comportamiento de los distintos segmentos definidos en la parte anterior. Esto se llevó a cabo con el propósito de determinar si tiene sentido la aplicación de una herramienta estadístico-causal para el análisis de la malla, más sencillo que el final y con menos variables a analizar. Para hacer esto, y debido a la

reducida cantidad de datos disponibles, se determinó usar un algoritmo de poliárbol, específicamente el disponible en el paquete *bnlearn* para R llamado *Aracne*, que supone una mejora al de *Chow & Liu* (algoritmo de búsqueda de árboles), puesto que acepta redes múltiplemente conectadas, y que es recomendado ya que entrega soluciones exactas, en tiempo polinomial y además la red resultante no se ve muy afectada por este tipo de limitaciones (Raly et al, 2011). Por otro lado, para la obtención del set de probabilidades condicionales se utilizó el algoritmo de *Máxima Verosimilitud* para ajustar los parámetros del modelo a los datos disponibles, que pese a ser reducidos en número, suponen el total de alumnos que han cursado por la Malla Curricular del DII y que han realizado al menos una vez los cursos anteriormente descritos.

4.3.1. Búsqueda de la Red

El primer paso en la generación del modelo preliminar consiste en la búsqueda de la estructura de la red. Para esto, como se mencionó anteriormente, se utilizó el algoritmo de búsqueda de Poliárboles *Aracne*, el cual entrega como resultado un grafo no dirigido, que es obtenido en base a la información mutua entre las variables. Así, a continuación se muestra el resultado de la aplicación de dicho algoritmo utilizando el software R-Project:

Red Preliminar no dirigida



Dónde:

<i>Curso</i>	<i>Equivalencia en el grafo</i>
Modelamiento y Optimización	OPT
Tecnologías de Información y Comunicación para la Gestión	TIC
Probabilidad y Estadística	PRB
Taller de Ingeniería Industrial I	T1
Investigación de Operaciones	IO
Microeconomía	MIC
Estadísticas para la Economía y la Gestión	EST
Gestión de Operaciones I	G1
Macroeconomía	MAC
Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas en Gestión	APL
Matemáticas Financieras	MFN
Gestión de Operaciones II	G2
Marketing I	MKT
Finanzas I	F1
Taller de Ingeniería Industrial II	T2

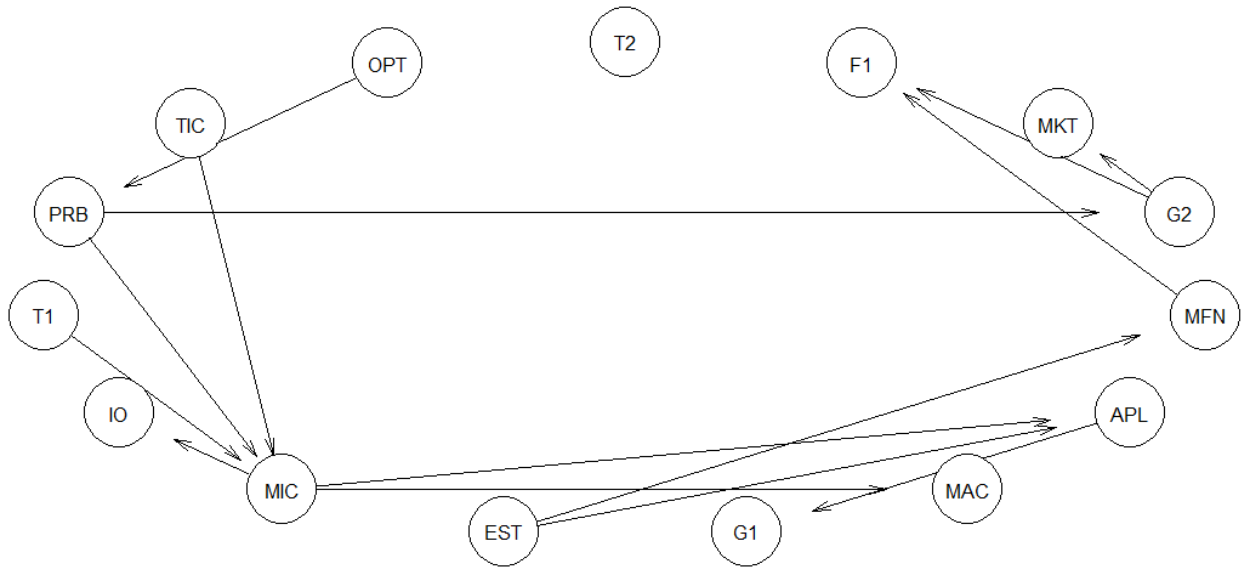
En el grafo mostrado es posible observar que existen relaciones latentes de causalidad entre las variables ramo, aunque el hecho de que no estén dirigidas genera un problema para la búsqueda del set de probabilidades condicionales, puesto que los algoritmos disponibles sólo trabajan con grafos completamente dirigidos. Es por esto que se hace necesario definir un criterio que permita modificar el grafo, agregando dirección o eliminando arcos innecesarios.

4.3.2. Direccionamiento de la Red

Para solucionar el problema antes descrito, se proponen dos criterios secuenciales. El primero consiste en revisar el orden propuesto originalmente en la Malla Curricular, para revisar si los cursos debieran estar en semestres diferentes. De ser así, el arco se direccionará en el orden de los semestres en que teóricamente debieran ser cursados las variables ramo. En segundo lugar, para el caso de los cursos que pertenezcan al mismo semestre curricular, se realizará un test de puntajes $K2$ que permite revisar qué arco ajusta mejor a la data. Esto permite ver qué dirección aporta más puntaje a la red completa, maximizando así la representatividad de la red. Para esto se utilizó la función de R-Project *choose.direction*, disponible en el paquete *bnlearn*.

Los resultados de dicho proceso determinaron que la mayoría se dirigieran en base al primer criterio, y cinco en base al segundo, terminando así por dirigir cuatro arcos y eliminar uno. Esto último se hizo debido a que la variación en los puntajes para este arco, que unía Tecnologías de Información y Comunicación para la Gestión con Microeconomía, en cualquiera de las dos direcciones era negativa, lo que implica que este no aporta al ajuste de la red. A continuación se muestra gráficamente la red direccionada:

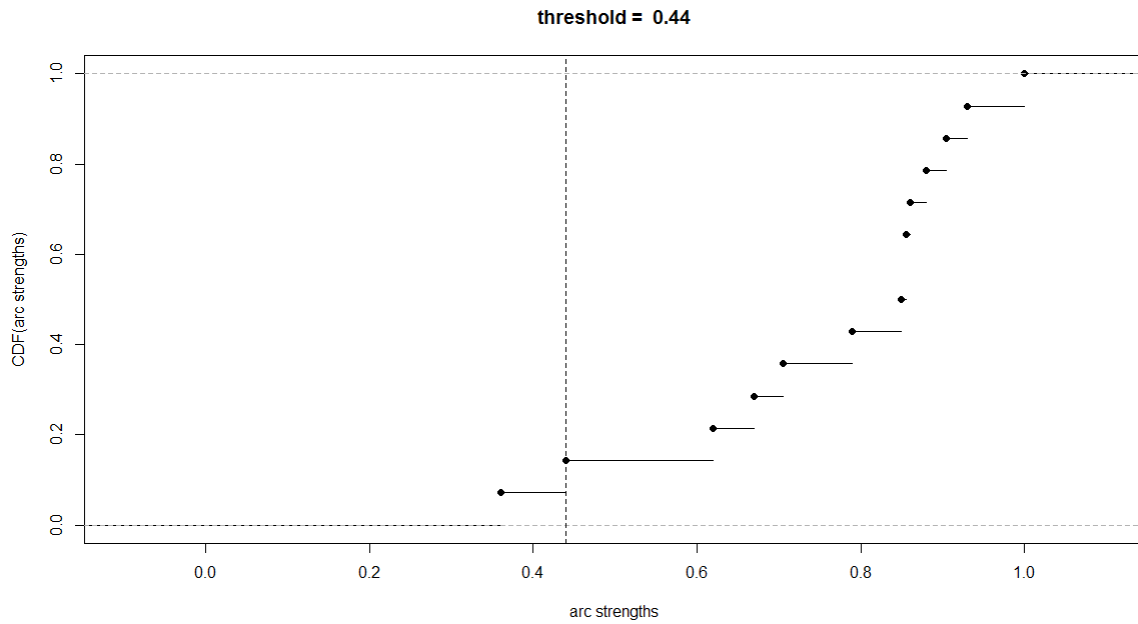
Red Preliminar dirigida



Cabe señalar sobre la validez de los arcos revisados que pertenecían al mismo semestre, que en su mayoría estos fueron hechos de manera simultánea por el alumnado.

Por último, luego de direccionados los arcos en el grafo, se realizó una última revisión vía el método de bootstrapping disponible en R-Project, que revisa la fuerza de los arcos direccionados planteados, probando en muestras obtenidas de la base de datos original la validez de estos. A continuación los resultados, que tienen como valor máximo 1 y como umbral de significancia el 0,44, y el grafo que finalmente se usará para el análisis preliminar:

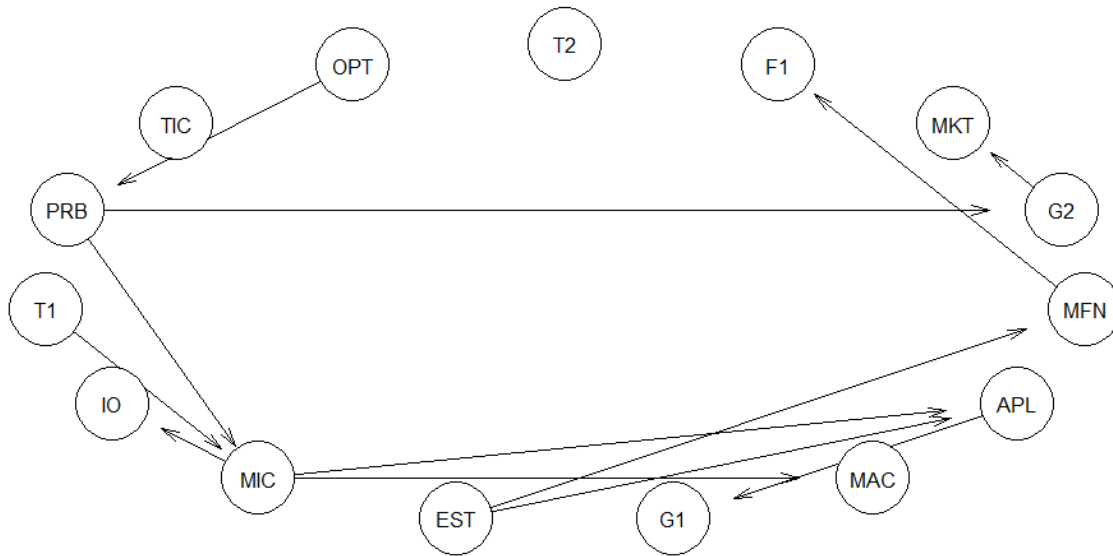
Resultado Bootstrapping: fuerza de las variables, mostrada de manera gráfica y numérica.



	De	hasta	Fuerza
1	OPT	PRB	0.755
2	TIC	MIC	0.470
3	PRB	MIC	0.835
4	PRB	G2	0.660
5	T1	MIC	0.895
6	MIC	MAC	0.720
7	MIC	APL	0.800
8	EST	APL	0.805
9	EST	MFN	1.000
10	MFN	F1	0.880
11	G2	MKT	0.635
12	G2	F1	0.400
13	MIC	IO	0.825
14	APL	G1	0.940

Aquí es posible observar que existen dos arcos que están muy al límite del umbral, por lo que su aporte a la representatividad de la red es muy bajo. Es por esto que, para efectos del Modelo Preliminar, los arcos TIC-MIC y G2-F1 se sacarán de la red, generando así la red dirigida final:

Red Preliminar Dirigida



4.3.3. Set de Probabilidades Condicionales

Luego de encontrada la estructura que mejor represente las relaciones de causalidad observadas, es necesario revisar las relaciones que se generan dentro de los arcos, expresadas como probabilidades condicionales. Para esto se utilizó el método de máxima verosimilitud vía la función *bn.fit* de R-Project, que permitió la obtención de las tablas de probabilidades condicionales para cada nodo curso, condicionadas a las clases antes descritas generadas en la transformación de la data para cada variable, en base al rendimiento del alumno y a la evaluación del curso en la Encuesta Docente. Para hacer el análisis se sintetizaron los resultados obtenidos, centrándose en la probabilidad de que en un ramo se pueda tener resultados Bueno o Excelente¹, en base al resultado de los cursos que le preceden en el grafo, dejando de lado a los alumnos repitentes que tienen poca frecuencia y además tienen el sesgo de ya haber hecho el curso con anterioridad, lo que puede, en algunos casos, significar probabilidades sumadas menores a uno.

¹ Clase Alumno Bueno hace referencia a si el alumno es un alumno Bueno y de un curso mal evaluado (B-ME) o de uno bien evaluado (B-BE). Clase Alumno Excelente hace referencia a si es un alumno Excelente y de un curso mal evaluado (E-ME) o si es de uno bien evaluado (E-BE). Clases obtenidas de la clusterización y segmentación por evaluación docente hecha en la parte de Transformación de variables.

Probabilidades y Estadística

En el grafo resultante de la Red Bayesiana mostrado en la parte anterior, puede observarse que el nodo Probabilidades y Estadísticas (PRB) está conectado con el curso Modelamiento y Optimización (OPT). Estos cursos son hechos en su mayoría en el mismo semestre (Ver Anexos). A continuación la tabla con las probabilidades condicionales resultantes para dicha variable:

Resultado Modelamiento y Optimización	Probabilidad resultado en Probabilidades y Estadística “Bueno”	Probabilidad resultado en Probabilidades y Estadística “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	57,7%	33,7%
Bueno-Bien Evaluado	58,4%	24,3%
Excelente-Mal Evaluado	32,5%	62,7%
Excelente-Bien Evaluado	25,8%	69,3%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En la tabla pueden hacerse dos observaciones principales. En primer lugar, puede apreciarse que existe una diferencia entre la probabilidad de ser “Bueno” o “Excelente” en Probabilidades y Estadísticas dependiendo de si el alumno fue “Bueno” o “Excelente” en Modelamiento y Optimización. Más específicamente, se observa que un alumno que obtiene un resultado “Bueno” en Probabilidades y Estadísticas, tiene más probabilidades de ser “Bueno” que “Excelente” en Modelamiento y Optimización, caso contrario a lo que ocurre si el resultado es “Excelente” en el primer curso. Así, se observa que en general mejores resultados en Modelamiento y Optimización significan una mayor probabilidad de mejores resultados en Probabilidad y Estadística. Ahora bien, esto no implica necesariamente que exista una relación ligada a las habilidades y conocimientos de un curso sobre otro, principalmente debido a que estos son realizados en su mayoría de manera simultánea, lo que indicaría que otras variables podrían explicar dicha relación, ligadas a características propias del alumno (input) y/o al efecto agregado de los cursos (motivación o distribución del tiempo).

Por otro lado, se observa que la diferencia entre un curso Bien Evaluado y uno Mal Evaluado en la Encuesta Docente son mínimas para los alumnos con resultado “Excelente”, por lo que para el caso de esta relación, la performance docente del curso Modelamiento y Optimización no tiene un efecto significativo sobre el rendimiento académico en Probabilidades y Estadísticas. Para el caso de los alumnos con resultado “Bueno” en Modelamiento y Optimización, se observa que sí existe una diferencia importante en la probabilidad de ser “Excelente” en Probabilidades y Estadística dada la evaluación de la Encuesta Docente. En ese caso una interpretación posible puede ir ligada al hecho de que ambos cursos sean simultáneos, sumado a que una mejor evaluación puede significar un curso con mayor demanda de tiempo. De ser así, para el caso particular de estos cursos, se tendría que dado que los alumnos cuentan con una cantidad limitada de tiempo de estudio, podría existir un sacrificio de un curso en pos del otro para lograr mejores rendimientos, es decir, un efecto agregado de ambos ramos en el mismo semestre.

Microeconomía

Para el caso del curso Microeconomía (MIC), se observa del Grafo Acíclico Dirigido obtenido en la búsqueda de la Red Bayesiana de la parte anterior, que para este curso se encontró una relación de causalidad con los cursos Probabilidades y Estadística y con Taller de Ingeniería Industrial I (T1). Estos últimos son realizados principalmente durante el mismo semestre por los alumnos, mientras que Microeconomía en el semestre siguiente a estos. A continuación se muestra la tabla de probabilidades condicionales para el nodo:

Resultado Taller De Ingeniería Industrial I	Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Microeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Microeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	77,2%	18,8%
	Bueno-Bien Evaluado	59,2%	29,6%

	Excelente-Mal Evaluado	25%	75%
	Excelente-Bien Evaluado	18,18%	72,6%
Bueno-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado*	33,3%	33,3%
	Bueno-Bien Evaluado	59,08%	22,6%
	Excelente-Mal Evaluado*	50%	50%
	Excelente-Bien Evaluado	57,1%	35,7%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	71,3%	28,5%
	Bueno-Bien Evaluado	67,6%	25,7%
	Excelente-Mal Evaluado	44,4%	55,5%
	Excelente-Bien Evaluado	38,08%	61,8%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	69,1%	15,3%
	Bueno-Bien Evaluado	45%	45,1%
	Excelente-Mal Evaluado*	33,3%	33,3%
	Excelente-Bien Evaluado	49,9%	40,08%

Fuente: Elaboración Propia vía R-Project

(*)No considerados casos relevantes por baja frecuencia

De la tabla anterior pueden hacerse varias observaciones. En primer lugar, puede verse que cuando un alumno tiene resultado “Bueno” en Taller de Ingeniería Industrial I y su curso tiene una mala evaluación en la Encuesta Docente, se da que mejores rendimientos en Probabilidades y Estadísticas generan mayores probabilidades de tener mejores resultados en Microeconomía, algo que también ocurre al mejorar la evaluación de dicho curso, particularmente con los alumnos que obtienen resultado “Bueno” en este. Este

comportamiento en general se repite independiente del resultado en Taller de Ingeniería Industrial I, aunque sí se observan variaciones en el rendimiento académico (Se consideran solamente las frecuencias mayores a 10 alumnos, Ver Anexos). Estas variaciones responden a cambios en la evaluación del curso antes mencionado, y va a depender de si el resultado en este fue “Bueno” o “Excelente”. Para el caso de los primeros, se observa que al mejorar la evaluación, disminuyen las probabilidades de tener mejores resultados en Microeconomía, particularmente en el caso de los que tienen resultado “Excelente” en Probabilidades y Estadísticas. Por otro lado, algo opuesto ocurre cuando mejora la evaluación en Taller de Ingeniería Industrial I y el resultado en este es “Excelente”. Ahí se observa que cuando el resultado en Probabilidades y Estadísticas es “Bueno”, la probabilidad de ser “Excelente” en Microeconomía aumenta considerablemente con respecto al resto de los casos al mejorar la evaluación en el Taller.

Una forma de interpretar este comportamiento sería considerando la posibilidad de que la variable Motivación juegue un rol importante. Si tomamos en cuenta que Taller de Ingeniería Industrial I es un curso introductorio para la carrera de Ingeniería Civil Industrial, hace sentido que al tener mejores resultados y un curso mejor evaluado se generen efectos asociados a la motivación por la carrera que impulsen un mejor rendimiento en Microeconomía, lo que también explica que esto no necesariamente ocurra al bajar el rendimiento en el Taller. Esto debido a que al tener peores resultados no necesariamente se debiera lograr dicho efecto. Por otro lado, tenemos que mejores resultados en el curso Probabilidades y Estadística sí generan mayores probabilidades de tener mejores resultados en Microeconomía, lo que responde a sus contenidos, puesto que el primero es prerrequisito del segundo.

Investigación de Operaciones

Para el caso del curso Investigación de Operaciones, la red Bayesiana encontrada en la parte anterior muestra que este tiene una relación de causalidad presidido por Microeconomía. Estos cursos son realizados en su mayoría durante el mismo semestre, aunque también una porción no menor de alumnos aprueba Microeconomía un semestre antes que Investigación de Operaciones (Ver Anexos). A continuación se presenta una tabla con las probabilidades condicionales para el nodo en análisis:

Resultado Microeconomía	Probabilidad resultado en Investigación de Operaciones “Bueno”	Probabilidad resultado en Investigación de Operaciones “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	73,5%	11,7%
Bueno-Bien Evaluado	47,3%	27,3%
Excelente-Mal Evaluado	37,8%	62,06%
Excelente-Bien Evaluado	40,1%	49,4%

Fuente: Elaboración Propia vía R-Project

En la tabla anterior puede verse que existen variaciones en la probabilidad de ser “Bueno” y “Excelente” en Investigación de Operaciones, dependiendo del resultado en Microeconomía. Concretamente, podemos ver en primer lugar que al mejorar el rendimiento en este último se observa un aumento en la probabilidad de ser “Excelente” por sobre “Bueno” en Investigación de Operaciones, independiente de la Evaluación Docente, que también afecta dicho resultado. Respecto a esto último, podemos ver que cuando el alumno tiene resultado “Bueno” en Microeconomía, al mejorar la evaluación del curso se afecta de manera positiva el resultado de Investigación de Operaciones, ya que mejora la probabilidad de tener mejores resultados, opuesto a lo que ocurre en el caso de tener resultado “Excelente” en el primero.

Este efecto, donde la Evaluación Docente afecta de manera opuesta a los alumnos con resultado “Excelente” y “Bueno” en Microeconomía, puede interpretarse si se toma en cuenta el hecho de que la mayoría de los alumnos aprueba estos curso de manera simultánea (cerca de dos tercios). Este hecho permite pensar que, para este caso, una mejor evaluación en Microeconomía significa un curso más difícil, por lo que tenemos que el mejorar resultados en este va traducirse en una mayor dedicación de tiempo por parte de los alumnos, y por ende menos tiempo dedicado a Investigación de Operaciones. Esto no se observa en los alumnos con resultado “Bueno” en Microeconomía, por lo que ahí sucede lo contrario, que se puede explicar porque ahí se dedica menos tiempo al tener menor rendimiento, sumado a que sí se observa que mejores rendimientos en Microeconomía sí aportan a tener mejores resultados en Investigación de Operaciones.

Esto último, que podría explicarse por el input del alumno, es decir sus habilidades propias, puede también deberse a un efecto de los cursos previos. El curso Probabilidades y Estadísticas es prerrequisito de Investigación de Operaciones, pero al parecer su efecto solo se vería causalmente vía Microeconomía, que es en su mayoría simultáneo a este último, pero que podría explicar este efecto, y además mostrar cierta coherencia entre los contenidos y la relación mostrada.

Gestión de Operaciones I

Como puede observarse en la red Bayesiana y su grafo acíclico dirigido presentado con anterioridad, el curso Gestión de Operaciones I (G1) viene presidido por una relación de causalidad con el curso Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión (APL). Estos cursos son aprobados principalmente en el mismo semestre (Ver Anexos), por lo que son considerados como simultáneos. A continuación se presenta la tabla de probabilidades condicionales resumida y generada para el análisis:

Resultado Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión	Probabilidad resultado en Gestión de Operaciones I “Bueno”	Probabilidad resultado en Gestión de Operaciones I “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	49,9%	50,1%
Bueno-Bien Evaluado	50,6%	49,4%
Excelente-Mal Evaluado	33,2%	66,8%
Excelente-Bien Evaluado	20,4%	79,6%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En primer lugar puede observarse que la Evaluación Docente no tiene mayor influencia en la probabilidad de ser “Bueno” o “Excelente”, por lo que el efecto de Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión sobre Gestión de Operaciones I es independiente de esta. Por otro lado, se observa que para el caso de tener un resultado “Bueno” en APL no hay mayor diferencia en la probabilidad de tener un resultado “Bueno” o “Excelente” en Gestión de Operaciones I. Esto contrasta con lo que ocurre cuando el resultado en el primero es “Excelente”, donde sí se observan diferencias favorables a obtener un resultado también “Excelente” en APL.

Lo anterior permite ver que en general un mejor rendimiento en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión genera mayores probabilidades de tener mejores resultados en Gestión de Operaciones I, ya que se observa un crecimiento al pasar de “Bueno” a “Excelente” en dicho curso. Por otro lado se ve que en este caso se observan diferencias significativas de tener mejores resultados dependiendo de la Evaluación Docente. Esto se puede ver en los alumnos con resultado “Excelente” en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión, puesto que crece de manera importante la probabilidad de ser “Excelente” en Gestión de Operaciones I al mejorar la evaluación del curso. Esto puede traducirse, tomando en cuenta que ambos cursos se toman de manera simultánea, como un efecto positivo de mejorar la evaluación en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas en Gestión sobre Gestión de Operaciones I, lo que tendría sentido de ser cursos similares. Dado que esto no se cumple debido a que tocan tópicos diferentes, una explicación puede estar asociada al sesgo propio de la encuesta docente antes discutido. En este caso, puede estar ocurriendo que una mejor evaluación en Aplicaciones de Probabilidades y Estadística en Gestión signifique menor dificultad, y por ende la posibilidad de dedicarle más tiempo a Gestión de Operaciones I, lo que significaría que un efecto agregado del tiempo dedicado a ambos cursos podría estar explicando lo que ocurre.

Macroeconomía

El resultado de la búsqueda de la red Bayesiana arrojó finalmente que el curso Macroeconomía muestra una relación de causalidad precedida por el curso Microeconomía. Estos cursos son aprobados en su mayoría en semestres diferentes, siendo Microeconomía un curso previo a Macroeconomía. A continuación se muestran los resultados resumidos del set de probabilidades condicionales para el nodo en análisis:

Resultado Microeconomía	Probabilidad resultado en Macroeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Macroeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	66,1%	30,8%
Bueno-Bien Evaluado	67,3%	25,9%
Excelente-Mal Evaluado	39,5%	53,4%

Excelente-Bien Evaluado	31,7%	66,9%
-------------------------	-------	-------

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En este caso puede verse que, en primer lugar, que la Evaluación Docente en Microeconomía afecta la probabilidad de tener mejores rendimientos en Macroeconomía, principalmente en el caso de tener resultado “Excelente” en el primero, donde la diferencia es más notoria (en el caso de los alumnos con resultado “Bueno” la diferencia es del orden de 5%, lo que es poco significativo dada la cantidad de casos). Por otro lado, con el rendimiento académico se observa que mejores rendimientos en Microeconomía permiten ver mayores probabilidades de mejores resultados en Macroeconomía. Concretamente puede observarse que un resultado “Excelente” en Microeconomía genera probabilidades de “Excelente” en Macroeconomía mucho mayores que para el caso de solo obtener un resultado “Bueno” en el primero, opuesto para el caso de la probabilidad de obtener un resultado “Bueno” en Macroeconomía.

Es así como los resultados muestran que sí puede decirse que existe una relación positiva entre el rendimiento académico de Microeconomía y Macroeconomía, puesto que mejores resultados en el primero sí aumentan la probabilidad de tener mejores resultados en el segundo, al igual que con una mejor Evaluación Docente. Esto puede interpretarse como que para este caso tanto las habilidades y conocimientos entregados por Microeconomía, en conjunto con la calidad docente, son determinantes en el rendimiento de Macroeconomía. Es justamente el hecho de que ambos sean determinantes de manera conjunta lo que finalmente determina que sea el curso, y no necesariamente el input del alumno, lo que determine el rendimiento en Macroeconomía.

Por otro lado, ambos cursos pertenecen a la misma área de estudio, la Economía. Aunque si bien ambos abarcan distintas perspectivas de esta, es entendible que conocimientos de Microeconomía aporten al entendimiento de la Macroeconomía, puesto que tienen varios conceptos básicos en común que se profundizan en el primero. Además de esto, estos cursos solían ser prerrequisitos, algo que cambió en la actualidad.

Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión

Los resultados de la búsqueda de la Red Bayesiana de los cursos del DII mostraron que el curso Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión (APL) viene

precedido por una relación de causalidad con los cursos Microeconomía y Estadísticas para la Economía y la Gestión (EST). Los dos últimos son aprobados en su mayoría en el mismo semestre, mientras que Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión en general es aprobado al semestre que le sigue a ambos cursos (Ver Anexos). A continuación se presenta la tabla de probabilidades condicionales resumidas para el curso en análisis:

Resultado Estadística para la Economía y la Gestión	Resultado Microeconomía	Probabilidad resultado en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión “Bueno”	Probabilidad resultado en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	64,6%	35,2%
	Bueno-Bien Evaluado	66,6%	20%
	Excelente-Mal Evaluado	50%	33,3%
	Excelente-Bien Evaluado	50%	50%
Bueno-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	63,1%	36,8%
	Bueno-Bien Evaluado	78,7%	15,3%
	Excelente-Mal Evaluado	54,5%	45,4%
	Excelente-Bien Evaluado	47,8%	43,47%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	31,25%	68,7%
	Bueno-Bien Evaluado	46,1%	46,1%
	Excelente-Mal Evaluado	5,8%	94,1%

	Excelente-Bien Evaluado	15,8%	84,2%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	57,1%	42,8%
	Bueno-Bien Evaluado	56%	44%
	Excelente-Mal Evaluado	22,2%	77,7%
	Excelente-Bien Evaluado	35,4%	64,4%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

Para este caso es posible ver, en primer lugar, que existe una influencia de los cursos Estadística para la Economía y la Gestión y Microeconomía sobre el rendimiento en Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión, lo que se aprecia al ir mejorando el rendimiento en los primeros. Al ocurrir esto se observa que al pasar de “Bueno” a “Excelente” en estos cursos, las probabilidades de ser “Excelente” en APL suben significativamente, donde incluso para el caso de Estadísticas para la Economía y la Gestión el efecto es incluso más marcado en términos de probabilidades.

Por otro lado, se observa que la Evaluación Docente tiene un efecto importante sobre el rendimiento de los alumnos. Se puede apreciar que, tanto para el caso de Microeconomía como para el de Estadísticas para la Economía y la Gestión, la mejorar la evaluación del curso por parte de los alumnos se genera una disminución en la probabilidades de ser “Excelente” y un aumento en las de ser “Bueno”, por lo que se considera un efecto negativo sobre el rendimiento.

La interpretación de estos efectos observados parte primero por lo discutido respecto del efecto del rendimiento académico. Ahí puede verse que tanto en el caso de Microeconomía como en el de Estadísticas para la Economía y la Gestión las habilidades y conocimientos de estos sí parecen tener influencia sobre el rendimiento de Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión. Por otro lado, respecto de la Evaluación Docente, se observa un efecto negativo de una mejora en el resultado de esta, lo que podría implicar que exista nuevamente un sesgo sobre la dificultad, donde los alumnos podrían estar premiando un curso más fácil con mejores notas en la Encuesta Docente, distinto a lo observado en los cursos simultáneos. Esto podría estar generando

que peores evaluaciones signifiquen cursos más difíciles que a la larga pueden significar mayores aprendizajes, evidenciando un posible sesgo en la Encuesta Docente.

Además de lo anterior, cabe señalar que las relaciones encontradas sí son coherentes con los contenidos. Por un lado tenemos que Estadísticas para la Economía y la Gestión es prerrequisito de Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión, por lo que los contenidos del primero son considerados como necesarios para un buen rendimiento en el segundo, al menos en el programa. Para el caso de Microeconomía no se puede hacer tal aseveración. Si bien el curso no es prerrequisito de Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión, las herramientas que se enseñan en este son muy utilizadas en Economía, al ser econométricas. Esto significa que puede considerarse al existe una cierta coherencia entre los resultados encontrados y los contenidos de los cursos.

Matemáticas Financieras

El resultado de la búsqueda de la Red Bayesiana que conecta a los cursos del DII arrojó como resultado una relación de causalidad asociada al curso Matemáticas Financieras (MFN), precedido por el curso Estadística para la Economía y la Gestión. Estos son aprobados en general en semestres diferentes y continuos. A continuación se muestra la tabla de probabilidades condicionales resumida para el curso en análisis:

Resultado Estadística para la Economía y la Gestión	Probabilidad resultado en Matemáticas Financieras “Bueno”	Probabilidad resultado en Matemáticas Financieras “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	52,4%	47,2%
Bueno-Bien Evaluado	45,7%	51,6%
Excelente-Mal Evaluado	14,6%	85,2%
Excelente-Bien Evaluado	26,4%	73,4%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En este caso pueden hacerse dos observaciones principales: una ligada al rendimiento académico y otra a la Evaluación Docente. Puede verse que en general no hay mayores

variaciones en torno a la evaluación del curso en el caso de que el alumno obtiene resultado “Bueno” en Estadística para la Economía y la Gestión, a diferencia de cuando obtiene resultado “Excelente”, donde sí se aprecian diferencias significativas. Ahí puede verse que al mejorar el resultado de la Encuesta Docente de Estadísticas para la Economía y la Gestión bajan las probabilidades de tener mejores resultados en Matemáticas, caso similar a los estudiados con anterioridad y que puede ser relacionado al mencionado posible sesgo de dificultado de dicho parámetro. Por otro lado, puede verse que en general al ir mejorando los resultados en Estadísticas para la Economía y la Gestión, existen mayores probabilidades de ser “Excelente” en Matemáticas Financieras.

La implicancia de estas observaciones radica en que, bajo el supuesto de la existencia de un posible sesgo en la Encuesta Docente, el curso Estadísticas para la Economía y la Gestión sí tiene un impacto en el rendimiento de Matemáticas Financieras. Es más, el único prerrequisito que tiene Matemáticas Financieras es Probabilidades y Estadísticas, curso con el que no se encontraron relaciones, con Matemáticas Financieras, a diferencia de lo que ocurre con Estadísticas para la Economía y la Gestión. Esto puede ocurrir debido a que son los contenidos de este último, que profundiza la última parte del curso Probabilidades y Estadísticas, los que tienen influencia en Matemáticas Financieras.

Gestión de Operaciones II

El resultado obtenido en la red Bayesiana buscada con anterioridad arrojó que el curso Gestión de Operaciones viene presidido por una relación de causalidad con el curso Probabilidades y Estadística. Estos en general son aprobados de forma simultánea (Ver Anexo). A continuación la tabla de probabilidades condicionales resumida para dichos cursos:

Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Gestión de Operaciones II “Bueno”	Probabilidad resultado en Gestión de Operaciones II “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	76,1%	20,8%
Bueno-Bien Evaluado	54,04%	37,8%
Excelente-Mal Evaluado	49,9%	47,8%
Excelente-Bien Evaluado	47,7%	46,2%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

Para el caso de Gestión de Operaciones II, puede observarse que la Evaluación Docente en Probabilidades y Estadística no tiene mayor incidencia en el rendimiento de los alumnos con resultados “Excelente”, a diferencia de lo que ocurre con los que obtienen un resultado “Bueno”. Con respecto a estos último es posible observar que cuando un alumno obtiene un resultado “Bueno” en Probabilidades y Estadística, al mejorar la evaluación del curso se tiene que hay un aumento significativo en la probabilidad de ser “Excelente” en Gestión de Operaciones II.

Por otro lado, puede verse que, con respecto al rendimiento académico, al mejorar el resultado en Probabilidades y Estadística sí existe un efecto de mejora sobre los resultados en Gestión de Operaciones II, independiente de la Evaluación Docente, reflejado en un aumento en la probabilidad de ser “Excelente”.

Estas observaciones pueden interpretarse como una relación de causalidad donde tanto las habilidades y conocimientos de Probabilidades y Estadísticas como la calidad docente de este, son factores determinantes en el rendimiento académico del curso Gestión de Operaciones II. Más aún, el curso Probabilidades y Estadísticas es prerrequisito de Gestión de Operaciones I, que es a su vez prerrequisito de Gestión de Operaciones II. Esto permite inferir que la malla sí propone una relación de contenidos entre los cursos en análisis, solo que la relación encontrada es más directa. Lo cual tiene sentido si consideramos que el curso Gestión de Operaciones II supone la aplicación de modelos probabilísticos en gestión de operaciones.

Marketing I

La red Bayesiana encontrada con anterioridad encontró una relación de causalidad entre los cursos Marketing I y Gestión II. Estos son hechos de manera simultánea en su mayoría, pero se determinó que la relación apuntaba más a que el segundo ejercía un efecto sobre el primero. A continuación se muestra la tabla de probabilidades condicionales para Marketing I:

Resultado Gestión de	Probabilidad resultado	Probabilidad resultado
-----------------------------	-------------------------------	-------------------------------

Operaciones II	en Marketing I “Bueno”	en Marketing I “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	65,2%	31,2%
Bueno-Bien Evaluado	68,2%	29,4%
Excelente-Mal Evaluado	29,2%	70,7%
Excelente-Bien Evaluado	47,3%	52,5%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

Puede observarse en este caso que existe una relación donde al ir mejorando el rendimiento académico en Gestión de Operaciones II se observan mayores probabilidades de tener mejores resultados en Marketing I. Este efecto en este caso particular puede ser asociado a las habilidades del alumno (input) más que a las habilidades y conocimientos que un curso pueda aportar al desarrollo del otro. Esto se debe a que en este caso particular, similar al primero en discusión, los cursos son simultáneos, por lo que el fenómeno en observación puede ser asociado más a este tipo de variable.

Por otro lado, tenemos que la Evaluación Docente tiene un efecto negativo sobre los alumnos con resultado “Excelente” en Gestión de Operaciones II. Esto, al igual que en casos anteriores, puede deberse a un sesgo en la Encuesta Docente ligado a un castigo por dificultad en la evaluación que hacen los alumnos, lo que también puede ser ligado a otro tipo de variables. Particularmente, si tomamos en cuenta el hecho de que los cursos son realizados durante el mismo semestre, un efecto agregado de ambos cursos ligado a la distribución del tiempo podría también ser importante. Esto ya que si un curso tiene un nivel de dificultad más alto se le debería en teoría dedicar más tiempo, por ende afectando a los cursos del mismo semestre al disponer de menos para estos, afectando el rendimiento, cosa que podría ser cierta en el caso de que una mejor evaluación para el curso en este caso signifique además una mayor dificultad y necesidad de dedicación.

Finanzas I

La red Bayesiana encontrada anteriormente encontró una relación de causalidad que relaciona Finanzas I con el curso Matemáticas Financieras, por el cual viene precedido. Estos en general son hechos en semestres distintos y continuos. A continuación se presenta la tabla de probabilidades condicionales resumida para Finanzas I:

Resultado Matemáticas Financieras	Probabilidad resultado en Finanzas I “Bueno”	Probabilidad resultado en Finanzas I “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	68,7%	25%
Bueno-Bien Evaluado	60,4%	25,5%
Excelente-Mal Evaluado	28,9%	70,8%
Excelente-Bien Evaluado	40,8%	54,2%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En primer lugar, respecto de la tabla anterior, se puede observar que la Evaluación Docente en Matemáticas Financieras genera diferencias en los resultados de Finanzas I cuando el resultado en el primero es “Excelente”. Esta relación, que en este caso ocurre entre cursos de semestre continuos, muestra nuevamente un efecto donde una mejor evaluación genera menores probabilidades de ser “Excelente” en Finanzas I. Este efecto puede ligarse nuevamente a un posible sesgo en la Encuesta Docente debido a un castigo por dificultad por parte de los alumnos. Esto debido a que en este caso, al igual que en varios de los anteriores, el curso con peor evaluación genera mayores probabilidades de tener resultado “Excelente”.

Por otro lado, se aprecia además que en general al mejorar el rendimiento en Matemáticas Financieras aumentan las probabilidades de tener mejor rendimiento en Finanzas I. Esto, sumado al efecto antes revisado, pueden interpretarse como que en este caso la relación va ligada tanto a las habilidades y conocimientos de un curso sobre el otro, como también a la Evaluación Docente, que puede ser reflejo tanto de la dificultad como de la calidad docente en el curso, aunque se observe un efecto negativo sobre esta.

4.3.4. Observaciones Modelo Preliminar

De lo revisado anteriormente pueden hacerse varias observaciones. Puede verse que, al menos en el modelo preliminar, existen varios tipos de relaciones que se dan entre los cursos observados, que van ligadas a distintos tipos de comportamientos particulares de los alumnos. Para el caso particular de los cursos que son hechos principalmente de forma continua, es decir, en semestres distintos, se observan varios comportamientos, ligados principalmente al rendimiento y a la Evaluación Docente. Por un lado se tiene que en la mayoría de los casos se ve que sí existe una relación en donde mejores

rendimientos en el curso previo generan mayores probabilidades de tener mejores rendimientos en el curso que sigue. Esto puede asociarse tanto a competencias propias del alumno (input), ya que puede existir una persistencia en seguir siendo “Bueno” si ya se es “Bueno” antes, como también para el caso de los con resultado “Excelente”, como también al aporte de las habilidades y conocimientos que aportan los cursos. Justamente lo segundo, sin ser excluyente sino más bien complementario, juega un rol importante dada las relaciones estadísticas encontradas en la red bayesiana, y también a que se observa una cierta coherencia entre los contenidos de los cursos y las ya mencionadas relaciones. Además de esto también existen a diferencias importantes observadas en la Evaluación Docente de los cursos, lo que también resulta determinante en el rendimiento de los estudiantes.

Respecto a lo último, también se esperaría que mejores resultados en la evaluación de un curso previo generen mayores probabilidades de tener mejores resultados en el curso siguiente, asumiendo que un curso mejor evaluado implica mayor aprendizaje, cosa que no siempre se ve. Si bien en algunos casos sí se cumple, como en el curso Macroeconomía y Gestión de Operaciones II, en otros se observa que al mejorar los resultados en la evaluación se genera una baja en la probabilidad de tener mejores rendimientos. Esto puede explicarse por un sesgo que puede afectar a algunos cursos, en donde los alumnos pueden estar “castigando” una mayor dificultad, reflejándolo en un peor resultado en la encuesta que no significa menor aprendizaje, sino quizás todo lo contrario.

Por otro lado, también tenemos cursos que son hechos, en su mayoría, de forma simultánea. En estos casos el comportamiento en general apunta a que también se dé que mejoras en el rendimiento de un curso pueden afectar positivamente el rendimiento de otro. Esto puede explicarse, al igual que en los otros casos, por habilidades y conocimientos que ahora, al desarrollarse en paralelo, propician un mejor rendimiento. Ahora, si bien esta explicación es una posibilidad, existen otras variables que pueden explicar esta relación, y tienen más que ver con el input del alumno, reflejado en sus propias competencias, que puede ser mucho más determinante en este caso dado la condición de simultaneidad de los cursos.

Para el caso de la Evaluación Docente, se puede observar que el comportamiento opuesto a los cursos continuos. Por un lado tenemos casos en que una mejor evaluación en un curso genera mejores resultados en el otro, lo que, a diferencia de los casos no

simultáneos, se puede explicar por el sesgo antes mencionado en la encuesta. Esto debido a que si se está castigando a un curso por dificultad, al estar mejor evaluado su nivel de exigencia será menor y por ende se le podrá dedicar más tiempo al otro y por ende obtener mejores rendimientos. Por otro lado, cuando se observa que una mejor evaluación genera peores resultados en el curso con que tiene una relación causal, se tendría que la encuesta no está castigando por dificultad, y efectivamente está mostrando un curso mejor, y más exigente de tiempo.

Además del análisis anterior, se propone a continuación la validación de ciertas variables ya mencionadas tanto en el Marco Teórico como en el análisis mismo. Por otro lado, se revisará la posibilidad de agregar nuevas variables al modelo de manera de así refinarlo y buscar nuevas relaciones, siempre y cuando se cuente con datos disponibles.

4.4. Selección de variables relevantes

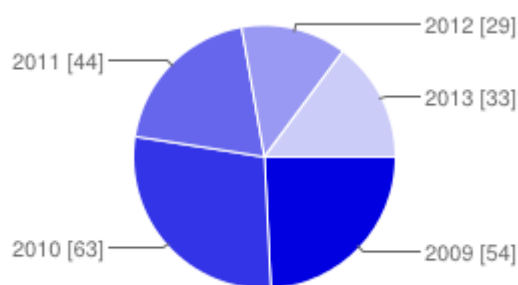
En esta sección se muestran los resultados de algunas encuestas y consultas que tienen como objetivo validar ciertas variables, que pueden ser relevantes en el rendimiento académico, que podrían o ser agregadas al modelo o simplemente usadas en el análisis (como es la distribución del tiempo entre cursos por ejemplo), dependiendo de si se cuenta con datos al respecto. La primera pretende capturar la asociada a la visión de los estudiantes, y otra a la de los profesores. Por último se presentan los resultados de un estudio exploratorio realizado el 2012 que permite observar a priori las diferencias en la repartición de tiempo que hacen los estudiantes en el DII. Estos estudios en general son de carácter consultivo y pueden presentar sesgos importantes, pero dada la cantidad limitada de datos para hacer un estudio estadístico más complejo se optó por estos, puesto que igual se considera como un aporte para el análisis.

4.4.1. Visión de los Estudiantes

La idea de consultar al estudiantado respecto de cuáles son las principales variables que deben ser consideradas en este problema nace del hecho de que ellos son justamente el objeto de estudio en cuestión, además de que la cantidad de datos es limitada. Para realizar esto se consideran las aportadas por el modelo simplificado para el análisis

curricular descrito en el Marco Teórico, además de agregar aspectos obtenidos en el análisis del modelo preliminar. Así, se diseñó una encuesta de valoración de atributos, en la que los encuestados eligen una nota del 1 al 7 para cada variable dependiendo de la importancia que estos estimen tiene cada uno en el rendimiento académico, con 1 como no relevante y 7 como muy relevante. La encuesta fue probada para revisar que fuera fácil y rápida de contestar, y se respondía de manera online, enviada como un *Google Spreadsheet* a los estudiantes del DII. Por otro lado, se agregó una pregunta consultado respecto al efecto de la repitencia de un curso. En cuanto al muestreo, esta fue enviada al total de alumnos que forman parte de la Comunidad Tutoría DII, correspondiente a 952 estudiantes, llegando a un total de 223 de estos, correspondiente a una muestra aleatoria simple con un error muestral del 5,7% con un 95% de confianza².

A continuación, se muestra la distribución de los encuestados por año de ingreso a la carrera de Ingeniería Civil Industrial:



Resultados

En cuanto a los atributos consultados, estos se dividieron en dos categorías: propios del estudiante e internas del DII. A continuación los promedios obtenidos para cada una de las variables consultadas:

Categoría	Atributo	Promedio Valoración
Características del Alumno	Sexo	2,17
	Tipo Educación Media	4,43
	Nivel Socioeconómico	4,06

² Calculado en base a la fórmula $e = \sqrt{\frac{N \cdot \sigma^2 \cdot z^2}{n \cdot (N-1)} - \frac{\sigma^2 \cdot z^2}{N-1}}$ donde $\sigma = 0,5$; $n = 223$; $N = 952$; $z = 1,96$ (95% significancia).

	Origen Geográfico	3,30
	Financiamiento Estudios	3,68
Variables Internas DII	Asignación de tiempo entre cursos en el semestre	5,85
	Motivación por el Curso	6,31
	Habilidades y conocimientos de otros cursos	5,11

En cuanto a la pregunta relacionada a la repitencia de cursos, se consultó lo siguiente:

Un alumno que aprueba un curso luego de haberlo reprobado con anterioridad una o más veces, en comparación con quien aprobó la primera vez:

- a) Aprende más. Ya conoce la mayoría de los contenidos.
- b) Aprende menos. Aprueba el curso sin profundizar mucho en los contenidos.
- c) No es relevante.
- d) Depende del curso, a veces se aprende más y a veces menos.

Esta pregunta tuvo como resultado la siguiente distribución de respuestas:

Alternativa	Porcentaje
a)	45%
b)	4%
c)	10%
d)	40%

4.4.2. Consulta Variables Relevantes Profesores DII

Además de la encuesta realizada a los estudiantes, se llevó a cabo una consulta similar a profesores del departamento que hubieran hecho alguno de los cursos estudiados, o algún otro en su defecto. Esta fue respondida por un total de 9 profesores del DII y fue de carácter consultivo, es decir con el propósito de conocer su opinión respecto a la validez

de dichas variables más a modo exploratorio que descriptivo. Así, se le realizaron las mismas preguntas que a los alumnos, agregando la posibilidad de entregar comentarios. Además de esto, se incluyó una nueva pregunta respecto de la repitencia, con la intención de revisar su opinión respecto de relación estadística entre mal rendimiento y repitencia.

Resultados

Las opiniones de los profesores fueron variadas. Se destaca el rechazo completo a la relevancia de la variable Sexo. Sin embargo respecto de las otras variables propias de los alumnos, la opinión fue diversa, y no es concluyente. En cuanto a los comentarios, uno de los profesores señala al financiamiento de la carrera como “una variable que puede ser relevante debido a que puede generar incentivos u obstáculos”. Por otro lado, las variables internas del DII (Motivación por el curso, Asignación del tiempo entre cursos y Habilidades y/o Conocimiento de cursos anteriores) fueron consideradas como muy relevantes por la mayoría de los consultados. Por último, respecto de la repitencia, los profesores consideraron en su mayoría que un alumno que rehaga un curso que ya reprobó con anterioridad, en general puede aprender más o menos dependiendo del curso que se haga. Además señalan que el que a los alumnos repitentes les vaya peor en los cursos siguientes con mayor probabilidad que a los que no, se debe a que en general son peores alumnos y no debido a que la repitencia per se cause menor aprendizaje debido a que el alumno aprenda menos en estos casos.

4.4.3. Estudio Carga Académica DII

Además de lo visto anteriormente, se contó con datos correspondientes a un estudio realizado el año 2012 en el semestre de otoño. Ahí se entregó un pauta a rellenar en donde los estudiantes debían colocar cuantas horas dedicaban diariamente a cada uno de los cursos, además de agregar las horas de sueño y las dedicadas a actividades docentes, tales como ayudantía y auxiliares. Esto fue llevado a cabo por 21 alumnos del DII durante un periodo de tres semanas, y fue de carácter exploratorio.

Resultados

Una de las observaciones importantes que pueden hacerse a partir de los datos que entrega el estudio exploratorio antes mencionado se relaciona con la distribución del tiempo de los estudiantes entre los cursos de un mismo semestre. Se puede ver que si

bien existen variaciones entre los alumnos, en general el tiempo no es repartido de forma pareja, incluso considerando las Unidades Docentes (UD's) que exige cada curso. A continuación se muestran algunos ejemplos:

Alumno 1	
UD's	% tiempo
10	19%
10	23%
10	25%
10	13%
5	2%
5	11%
5	7%

Alumno 2	
UD's	% tiempo
10	28%
10	40%
10	16%
10	17%

Alumno 4	
UD's	% tiempo
10	18%
10	25%
10	44%
5	6%
5	6%

Alumno 3	
UD's	% tiempo
10	7%
10	4%
10	23%
10	40%
10	19%
5	0%
5	8%

Fuente: Elaboración Propia a partir de los datos del estudio

En las tablas puede verse que incluso para cursos con la misma cantidad de UD's, existe una diferencia importante entre la cantidad de tiempo sobre el total del dedicado. Esto muestra, solo exploratoriamente, que el fenómeno al menos existe en la muestra tomada, aunque debiera ser testada de forma descriptiva para poder asegurar que efectivamente es un fenómeno común en los estudiantes del DII.

Variables a Considerar

Luego de lo expuesto anteriormente, se determinó finalmente que las variables más relevantes a considerar, tanto en el modelo como en el análisis, son tipo de educación media, nivel socioeconómico y financiamiento de los estudios, para los relacionados con el input del alumno, es decir, sus características propias. Por otro lado, la motivación, las habilidades y/o conocimiento de otros cursos y la asignación de tiempo entre cursos de un mismo semestre también son consideradas como clave en el rendimiento académico. De estas, solo las habilidades y/o conocimientos están presentes en el modelo, debido a que se considera que el rendimiento académico es un reflejo de esto, aunque como se vio en el análisis del modelo preliminar, esto va a depender del caso, particularmente de si los cursos son simultáneos o no. Por otro lado, la motivación y el efecto agregado de la distribución del tiempo son considerados muy relevantes, pero no pueden ser agregados al modelos debido a que aún no existen mediciones al respecto, aunque si se incorporarán en el análisis.

Por otro lado, también cabe aclarar que no se consideraron algunas variables propuestas en el Modelo para el Análisis de la Malla Curricular del DII en el Marco Teórico, debido a que varias de estas ya se habían incorporado en la transformación de la data. En general se tomaron en cuenta la mayoría de las variables de input del alumno a un curso, con la excepción del historial DII al día, debido a que el modelo limitaba la posibilidad de incorporar una variable dinámica que fuera incorporando data a medida que el alumno avanza en la malla, por lo que se tendría que haber segmentado aún más la muestra. Se consideró que el saber si el alumno había reprobado antes el curso ya capturaba en parte dicho efecto. Por otro lado, respecto de las variables mencionadas como de Resultados del Curso, se considera que las que estaban disponibles fueron agregadas en la transformación de las variables curso (Promedio y Varianza del Curso), al igual que el Promedio Final. La Tasa de Reprobación no fue considerada porque agregarla hubiera supuesto mayor segmentación y era complejo agregarla al modelo, debido a que la otra opción hubiera significado agregar un nodo extra por curso. Por otro lado el Promedio Tareas y Promedio Controles, es decir una desagregación del Promedio Final, no está disponible en el ADI, puesto que solo se cuenta con este último.

4.5. Modelo Final

El modelo que finalmente se utilizó para el análisis agrega más variables de manera de así revisar si este mejora en la forma de explicar las relaciones entre los cursos del DII. Para esto se consideraron las variables revisadas en la parte anterior, y se agregaron las que estuvieran disponibles en las bases de datos del ADI o de Bienestar Estudiantil.

4.5.1. Inclusión de Nuevas Variables

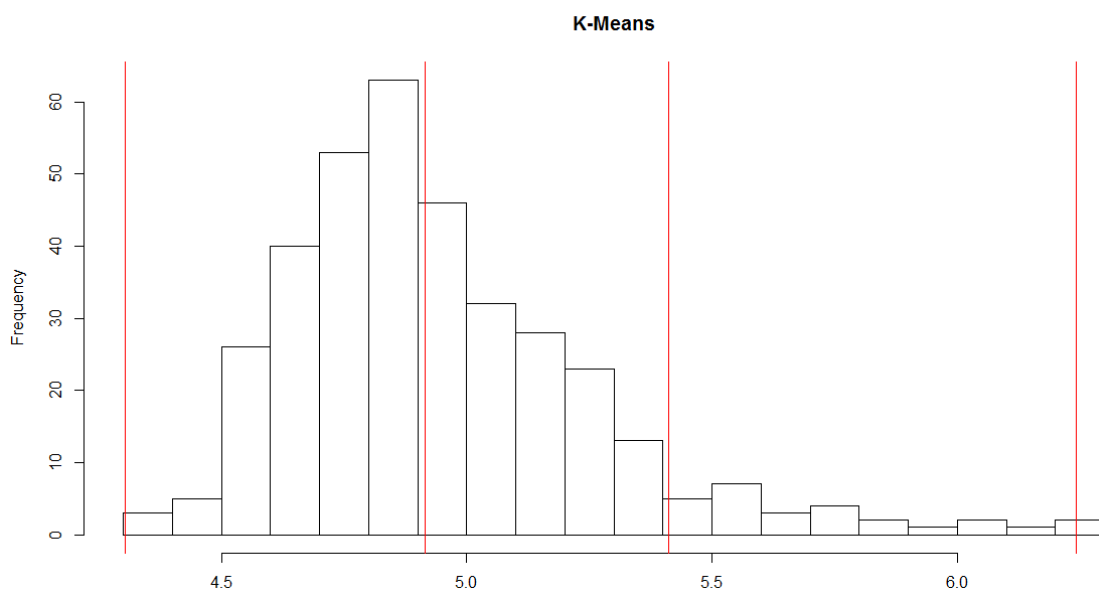
Como se mencionó anteriormente, el modelo final debe integrar nuevas variables. Para esto, se consideraron los aspectos revisados en la sección anterior, donde se identificaron dichas variables, por lo que el paso siguiente está en trabajarlas para que estas puedan ser utilizadas por los algoritmos disponibles en R-Project. Las variables consideradas, y que debieron ser transformadas, fueron las siguientes:

Variable Original	Descripción
Promedio Ponderado Plan Común	Con esta variable se pretende capturar el efecto de Habilidades y/o Conocimientos de Cursos anteriores al DII. Se cuenta con el promedio ponderado de cada alumno.
Quintil	Se cuenta con el Quintil de los alumnos que reciben ayudas estudiantiles, ya sea becas o créditos.
Tipo de Colegio	Se cuenta con el tipo de colegio al cual asistió cada alumno, sea Municipal, Particular Subvencionado o Particular Pagado.
Financiamiento Carrera	Se cuenta con los datos de los alumnos que reciben ayudas estudiantiles, por lo que se conoce si cada uno recibe o no créditos o becas.

Las variables descritas anteriormente deben ser transformadas para poder ser integradas en el modelo final. Para esto, cada una fue revisada y trabajada.

Promedio Ponderado Plan Común

Como se mencionó, se cuenta con el promedio ponderado por UD's de los cursos obligatorios del Plan Común de Ingeniería. Este promedio fue discretizado vía la misma metodología utilizada para la transformación de las notas de los cursos del DII, es decir vía clustering k-medias. Con este método se obtuvieron tres clusters que pueden verse gráficamente a continuación:



Fuente: Elaboración propia con datos del ADI vía R-Project

Estos clusters se rotulan de forma creciente, clasificando a los alumnos con un rendimiento Bajo, Regular o Bueno, definiendo así la variable PC.

Quintil de Ingreso

Con esta variable, definida con el nombre Quintil, se pretende capturar el Nivel Socioeconómico de los estudiantes. Se contaba con el nivel de ingreso de los alumnos que reciben ayudas estudiantiles, y dada la recomendación del área de Bienestar Estudiantil de la Facultad, el resto de los alumnos se marcó como los de mayor ingreso, es decir quinto quintil. Así, la variable Quintil queda definida con los valores I, II, III, IV y V, dependiendo del quintil de ingreso al cual pertenezcan.

Tipo de Colegio

Esta variable, definida con el nombre `tipo_colegio`, fue extraída directamente de la base de datos del ADI, de donde se determinó si los alumnos provenían de un colegio Municipal, Particular Subvencionado o Particular Pagado. Más allá de eso no se hicieron cambios a dicha variable.

Financiamiento de la Carrera

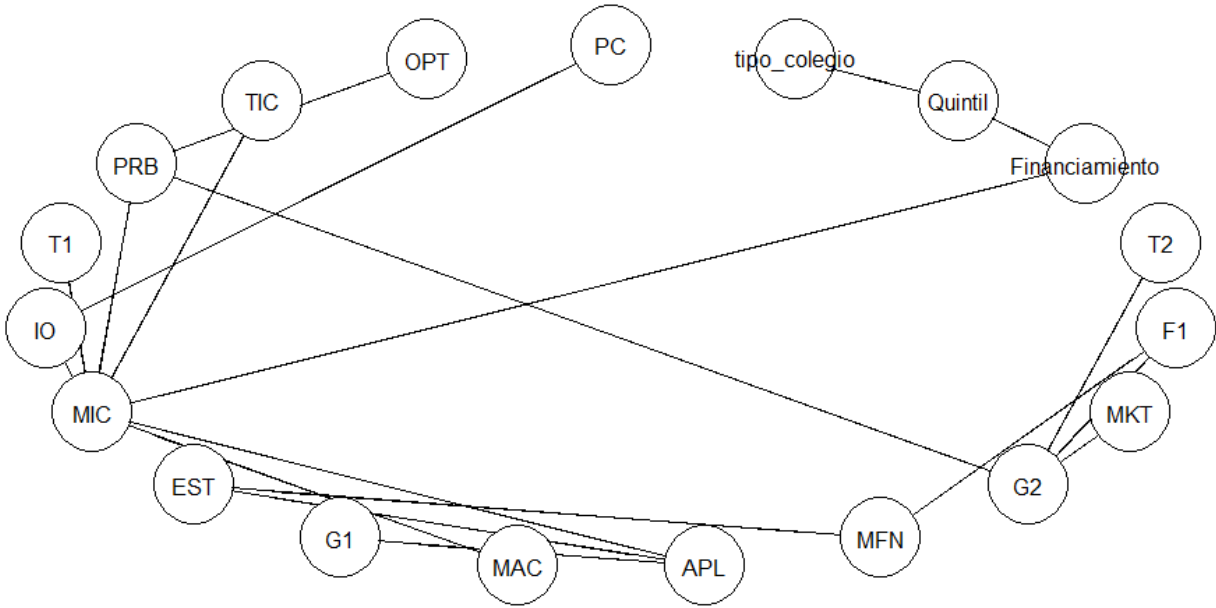
Esta variable, definida con el nombre `Financiamiento`, fue extraída de la base de datos proporcionada por Bienestar Estudiantil, en la que se muestra si los alumnos de la Facultad cuentan con algún tipo de beca o crédito para financiar sus estudios. Así, se determinó que existían dos tipos de beca, una destinada al pago del arancel y otro con el objetivo de entregar una ayuda para financiar los gastos que pudiera tener el alumno. Además de esto, existen alumnos que cuentan con un crédito para pagar sus estudios, ya sea el Crédito con Aval del Estado (CAE) o el Fondo Solidario. Así, la variable `Financiamiento` quedó definida de la siguiente forma:

Variable Financiamiento	Descripción
Beca y Crédito	Alumnos que financian su arancel con una beca y con crédito
Beca	Alumnos que financian su arancel con una beca
Crédito	Alumnos que financian su arancel con un crédito
Ayuda	Alumnos que no reciben ningún tipo de ayuda para su pago de arancel, pero que sí reciben alguna beca destinada a otro tipo de ayuda estudiantil

4.5.2. Nueva Red Bayesiana

Para la búsqueda de la nueva estructura se utilizó el mismo procedimiento de uso para encontrar la red del modelo preliminar. En primer lugar se utilizó el algoritmo ARACNE, disponible en el paquete *bnlearn* en R-Project, para encontrar una red no

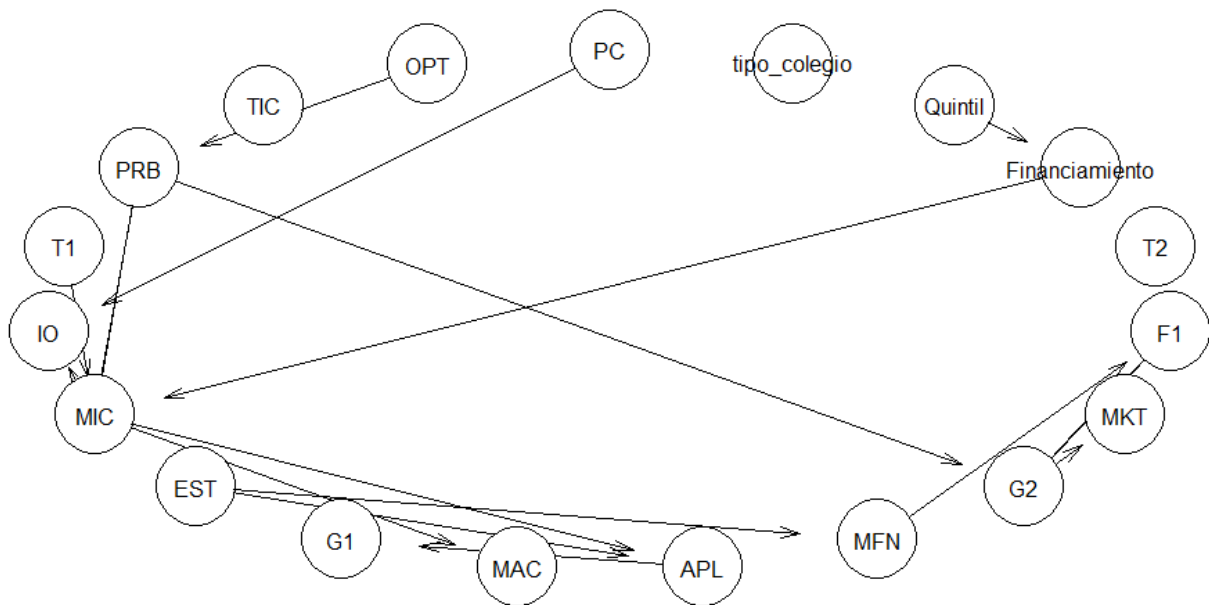
dirigida, puesto que funciona de mejor manera cuando se cuenta con pocos datos, que es el caso de este estudio. El resultado fue la red expuesta a continuación:



Puede observarse que además de repetirse las interacciones entre los cursos en el modelo preliminar, la variable PC está ligada al nodo Investigación de Operaciones y Financiamiento al nodo Microeconomía. Además de esto, puede verse que las variables tipo_colegio y Quintil no están directamente relacionados con los cursos, sino que a través de la variable Financiamiento, evidenciando una correlación entre estas.

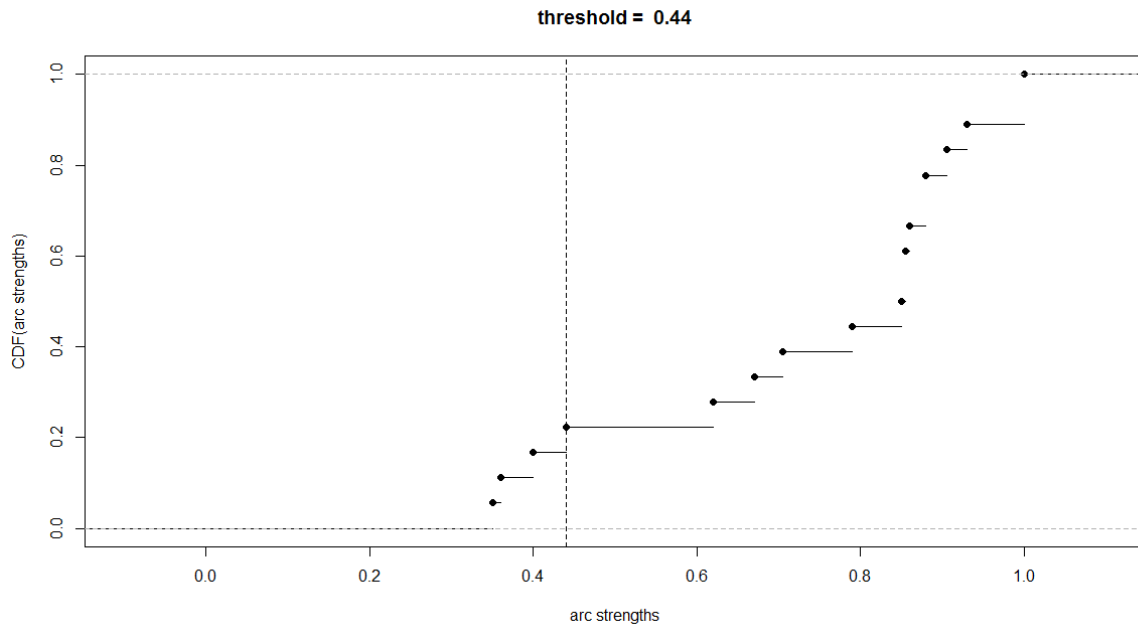
Direccionamiento de la Red

El direccionamiento de la red se hizo, en primer lugar, manteniendo las direcciones encontradas en el modelo preliminar, y además revisando las nuevas relaciones encontradas. Estas, fueron direccionadas sobre el criterio de que las variables de input necesariamente deben ser direccionadas hacia los nodos de curso, basándose en el modelo simplificado descrito en el Marco Teórico. Por otro lado, para el caso de la relación entre Financiamiento, Quintil y tipo_colegio, se consideró que Quintil estaría direccionado hacia Financiamiento debido a que de este depende la obtención de becas y créditos, es decir, debido a que existe una correlación entre estas variables definida por este hecho. Por otro lado, el arco que une tipo_colegio con Quintil se eliminó debido a que no aporta en el análisis. Así, la red queda direccionada de la siguiente manera, de manera preliminar:

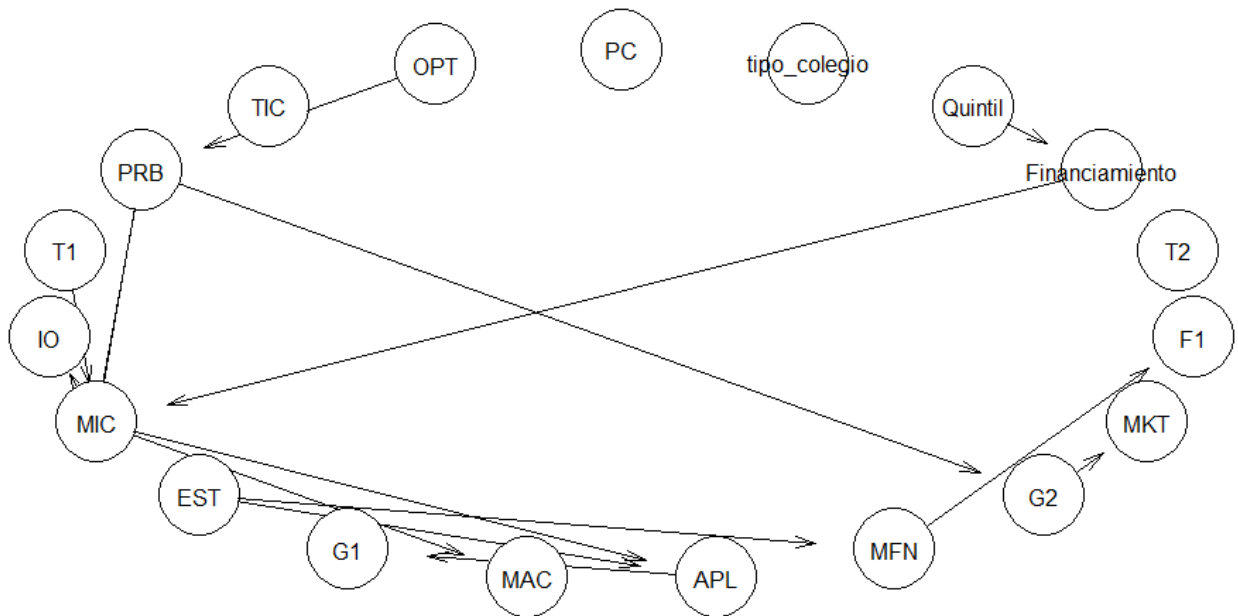


Luego de esto, se procedió a revisar la validez de la red vía bootstrapping con la función `arc.strength`, al igual que en el modelo preliminar, de manera de así revisar la validez estadística del modelo revisando vía pequeñas muestras la significancia de los arcos. El resultado de dicho proceso se expone a continuación:

	Desde	Hasta	Fuerza
1	OPT	PRB	0.755
2	PRB	MIC	0.835
3	MIC	PRB	0.835
4	PRB	G2	0.660
5	T1	MIC	0.895
6	MIC	IO	0.825
7	PC	IO	0.380
8	MIC	MAC	0.720
9	MIC	APL	0.800
10	Financiamiento	MIC	0.460
11	EST	APL	0.805
12	EST	MFN	1.000
13	APL	G1	0.940
14	MFN	F1	0.880
15	G2	MKT	0.635
16	Quintil	Financiamiento	1.000
17	G2	F1	0.400
18	TIC	MIC	0.470



Aquí puede verse que el arco MIC-Financiamiento es significativo, aunque está en el borde, pero PC-IO no lo es, por lo que se decide eliminar el arco, además de los que en el modelo preliminar también se había decidido borrar. A continuación la Red Bayesiana definitiva:



Puede observarse que el nodo PC, que representa un promedio ponderado de las notas de Plan Común de Ingeniería queda sin conectarse con ninguna otra variable. Esto

significa que las notas de Plan Común promediadas no muestran ninguna relación de causalidad con las variables curso, pero lo que no significa que de forma más desagregada no se observen comportamientos diferentes.

4.5.3. Set de Probabilidades Condicionales

Luego de encontrada la nueva red se procedió a la construcción del nuevo set de probabilidades condicionales. Para esto se utilizó la función *bn.fit* disponible en el paquete *bnlearn* en R-Project, donde se utilizó el criterio de máxima verosimilitud para encontrar las probabilidades condicionales para cada arco.

Finalmente, luego del proceso de búsqueda de la nueva red Bayesiana que agrega variables de input, la única variable que afecta de forma directa algún curso de la Malla Curricular del Ingeniería Civil Industrial fue Financiamiento. Sobre esta se encontró una relación de causalidad asociada al curso Microeconomía, la que generó un nuevo set de probabilidades condicionales para dicho curso. A continuación se presentan dichas probabilidades simplificadas para el análisis, para cada uno de los posibles valores de la variable Financiamiento:

Financiamiento propio			
Resultado Taller De Ingeniería Industrial I	Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Microeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Microeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	79,9%	13,3%
	Bueno-Bien Evaluado	72,1%	16,6%
	Excelente-Mal Evaluado	12,5%	87,5%
	Excelente-Bien Evaluado	28,57%	71,4%
Bueno-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	33,3%	33,3%
	Bueno-Bien Evaluado	57,1%	21,3%

	Evaluado		
	Excelente-Mal Evaluado	0%	100%
	Excelente-Bien Evaluado	63,63%	36,36%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	63,5%	36,3%
	Bueno-Bien Evaluado	65%	30%
	Excelente-Mal Evaluado	36,2%	63,5%
	Excelente-Bien Evaluado	42,1%	57,8%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	66,6%	11,1%
	Bueno-Bien Evaluado	41,6%	49,9%
	Excelente-Mal Evaluado	33,3%	33,3%
	Excelente-Bien Evaluado	50%	43,7%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project.

Respecto de esta tabla, puede observarse que en general los resultados son similares a los obtenidos en el modelo preliminar para el mismo nodo. La diferencia está en que en general las tendencias vistas anteriormente se ven más marcadas en comparación al modelo sin la variable Financiamiento. Más en concreto, puede verse que se sostiene el hecho de que cuando Taller de Ingeniería Industrial I está Mal Evaluado, puede verse un efecto de mejor rendimiento en Probabilidad y Estadística genera mayores probabilidades de mejor rendimiento en Microeconomía, cosa que ahora ocurre de forma aún menos clara que antes cuando el primero está Bien Evaluado. Este efecto puede explicarse con que los alumnos que reciben algún tipo de ayuda en general cuentan con pocos casos, por lo que es difícil sacar conclusiones respecto de su comportamiento, lo que complica la interpretación. Esto puede observarse de forma más clara en las tablas a continuación donde se muestran los resultados para los alumnos con crédito, donde los resultados no son muy concluyentes:

Financiamiento con crédito			
Resultado Taller De Ingeniería Industrial I	Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Microeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Microeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	16,6%	66,6%
	Bueno-Bien Evaluado	75%	25%
Bueno-Bien Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	60%	20%
	Excelente-Mal Evaluado	100%	0%
	Excelente-Bien Evaluado	100%	0%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	85,6%	14,28%
	Excelente-Mal Evaluado	75%	25%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	100%	0%
	Excelente-Mal Evaluado	66,6%	33,3%
	Excelente-Bien Evaluado	33,3%	66,6%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project.

Puede verse en la tabla que los alumnos con crédito en general tienden a tener resultado “Bueno” en Microeconomía, independiente del resultado y la Evaluación Docente de los cursos anteriores, salvo una excepción que genera ruido, como es el caso de cuando se obtiene un resultado Bueno-Mal Evaluado en Taller de Ingeniería Industrial I y Bueno-Mal Evaluado en Probabilidad y Estadística. A pesar de esto, y como se dijo anteriormente, las frecuencias asociadas son muy bajas (Ver Anexos), y por ende es complejo concluir respecto de estos alumnos.

Además de lo anterior, también es necesario revisar lo que ocurre con los alumnos con beca, lo que puede observarse en la tabla a continuación:

Financiamiento con beca			
Resultado Taller De Ingeniería Industrial I	Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Microeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Microeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	100%	0%
	Excelente-Mal Evaluado	0%	100%
	Excelente-Bien Evaluado	0%	100%
Bueno-Bien Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	66,6%	33,3%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	100%	0%
	Bueno-Bien Evaluado	100%	0%
	Excelente-Bien Evaluado	0%	100%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	100%	0%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project

En la tabla puede verse que el comportamiento de los alumnos con beca es distinto a los dos casos anteriores. Aquí puede observarse que en general, sin importar la Evaluación Docente, los alumnos con resultado “Bueno” en Probabilidad y Estadística tendrán resultado “Bueno” con alta probabilidad en Microeconomía, así como los de resultado “Excelente” serán “Excelente” con alta probabilidad. Cabe señalar que en este caso el curso Taller de Ingeniería Industrial no tiene un efecto observable, ni a través de su Evaluación Docente ni de su rendimiento académico, puesto que las tendencias responden en general a lo que ocurre dentro de Probabilidad y Estadística.

Por último, falta revisar los resultados para los alumnos con beca y crédito, puesto que para el caso de los con algún otro tipo de ayuda (beca alimenticia por ejemplo), no se encontraron relaciones relevantes:

Financiamiento con beca y crédito			
Resultado Taller De Ingeniería Industrial I	Resultado Probabilidades y Estadística	Probabilidad resultado en Microeconomía “Bueno”	Probabilidad resultado en Microeconomía “Excelente”
Bueno-Mal Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	0%	100%
	Excelente-Mal Evaluado	0%	100%
	Excelente-Bien Evaluado	0%	100%
Bueno-Bien Evaluado	Excelente-Bien Evaluado	0%	50%
Excelente-Mal Evaluado	Bueno-Bien Evaluado	33,33%	33,3%
	Excelente-Mal Evaluado	100%	0%
Excelente-Bien Evaluado	Bueno-Mal Evaluado	100%	0%
	Bueno-Bien Evaluado	0%	66,6%
	Excelente-Bien Evaluado	100%	0%

Fuente: Elaboración propia vía R-Project.

Para el caso de los alumnos con beca y crédito puede verse que no se aprecia ninguna tendencia clara que permita sacar conclusiones. Esto se debe a que en general si bien puede existir relación entre este tipo de financiamiento y los resultados, esta no es observable de forma clara, puesto que no es asociable ni al rendimiento académico ni a la Evaluación Docente.

Si bien se pueden asociar ciertos comportamientos al haberse agregado la variable Financiamiento, esta agrega muy poca información al modelo, si consideramos que solo

los alumnos con financiamiento propio tienen un número de alumnos razonable como para sacar ciertas conclusiones.

Capítulo 5

Discusión y Conclusiones

5.1. Análisis Final

A continuación se presenta el análisis final de los resultados obtenidos del trabajo hecho en este Trabajo de Título. Se abordarán dos aspectos principales: los resultados de la aplicación del modelo y la validez de este.

Análisis de los Resultados

Anteriormente, específicamente en la sección donde se revisó el modelo preliminar, se analizaron varios temas respecto de las relaciones encontradas en este. En general ese análisis se sostiene sobre la base de dos tipos de relaciones existentes, una entre cursos simultáneos y otra entre cursos continuos. Estas muestran comportamientos diferentes, pero no solo eso sino que evidencian ciertos fenómenos que pueden ser atribuidos a distintas variables que pueden o no estar medidas, por lo que se hicieron una serie de supuestos para facilitar el análisis.

En primer lugar, respecto de los cursos simultáneos, en general las relaciones encontradas no fueron asociadas a habilidades y conocimientos que un curso entregue sobre otro, salvo en el caso de Microeconomía e Investigación de Operaciones, puesto que en general estos no se relacionan en sus contenidos y su comportamiento es más asociable a otro tipo de variables. Respecto a esto se hace un supuesto sobre la base del Marco Conceptual, donde se asume que existe un efecto agregado de tener cursos al mismo tiempo, ya que los alumnos cuentan con una cantidad limitada de este que deben distribuir entre sus cursos. Este supuesto se consideró como crucial, puesto que explica en gran medida las relaciones que hay entre cursos simultáneos. Si bien esta variable no pudo ser incluida en el modelo vía datos, sí se contó con datos de un estudio exploratorio en donde un grupo de alumnos hizo un seguimiento de las horas dedicadas a cada curso durante tres semanas. Los resultados mostraron que al menos durante este periodo, la distribución del tiempo fue notoriamente dispareja. Si bien este estudio es solo exploratorio, por lo que no permite sacar conclusiones al respecto, sí plantea que el problema al menos puede existir de manera hipotética al interior del departamento, por lo que valida al menos que sea considerado como una posibilidad en el análisis.

Por otro lado, tenemos relaciones encontradas entre cursos que fueron hechos en semestres continuos. En estos casos se asoció la causalidad entre estos a dos factores principales. El primero hace relación con los contenidos de los cursos. En la mayoría de estos casos, las relaciones calzaban coherentemente con los contenidos de los cursos, principalmente porque en general uno era prerrequisito del otro. Esto significa que, al menos en los casos de cursos hechos en semestres distintos, se observó que las habilidades y conocimientos de un curso sí pueden ser consideradas como una variable importante en el rendimiento de cursos siguientes, y que esto sí puede verse reflejado en el rendimiento de los alumnos, más allá de que el input, es decir sus conocimientos propios, también influyen y afectan los resultados.

Además de lo anterior, se hizo un supuesto respecto de la Evaluación Docente. Para poder explicar parte de los resultados se consideró que en algunos casos existía un sesgo dentro de la encuesta docente que afecta la evaluación de los cursos. Esto considera que los alumnos al evaluar un curso contestan la encuesta castigando la nota con que evalúan al curso en caso de que este haya sido muy difícil, aunque el aprendizaje haya sido mayor debido a la mayor exigencia. Este efecto genera que ocurra lo opuesto a lo esperado, dado que lo intuitivo haría suponer que un curso mejor evaluado cuenta con una mejor docencia, y por ende una mejor entrega de las habilidades y conocimientos que se debieran entregar. A pesar de esto, este efecto no se observa en todos los casos, donde Macroeconomía es un ejemplo donde una mejor evaluación sí refleja un mejor rendimiento, por lo que el supuesto del sesgo no es aplicable a todos los casos. Este supuesto se consideró para el análisis, pero debe ser validado puesto que se utilizó de manera hipotética para explicar el comportamiento frente a la Evaluación Docente. Justamente por esto, una vez validado esto, las diferencias observadas podrían ser un indicador de la existencia de dicho sesgo en el futuro.

Además de los supuestos ya mencionados, en la Selección de Variables, la Motivación fue seleccionada por los alumnos y profesores como una de las más determinantes. Frente a esto, para el caso particular del curso Taller de Ingeniería Industrial I se utilizó el supuesto de que era este factor el que determinaba el efecto positivo de este curso sobre Microeconomía. La lógica detrás de esto se encuentra en las características del Taller, puesto que este juega un rol de curso introductorio, acercando por primera vez a los alumnos a la carrera de Ingeniería Civil Industrial y a los distintos espacios en que las herramientas que esta entrega pueden tener impacto. Es por esto que se consideró que al

mejorar el rendimiento y la evaluación en este se produce un efecto motivacional que afecta de manera positiva el rendimiento. Por otro lado, en este trabajo de título no se cuenta con datos que permitan validar este supuesto, por lo que se plantea de manera hipotética de manera de facilitar el análisis. Además de estas variables consideradas de manera hipotética no deben descartarse otras que podrían tener efectos importantes en el rendimiento y que por las características del modelo, y por simplificarlo no fueron consideradas. Ejemplo de estas son variables como los paros estudiantiles, el semestre en que se hizo el curso (si fue el que correspondía o desfasado), el horario en que es hecho, la asistencia (medida por algunos profesores solamente), prioridad para la toma de cursos, tipo de evaluación, entre otras. Respecto de estas, la última permitiría además incluir de manera más desagregada la forma en que se está evaluando a los alumnos y por ende qué están midiendo estas, algo que no puede hacerse debido a la limitación que impone la base de datos de ADI, que no cuenta con dichos datos. Por otro lado las otras variables permitirían entender de mejor manera que es lo que ocurre tanto dentro como fuera de la sala de clases, facilitando un mayor entendimiento del proceso educativo.

Por último, respecto de la Estructura de la Malla Curricular, puede verse que varias de las relaciones encontradas calzan con los prerrequisitos propuestos en su estructura. Esto puede interpretarse como una efectividad en el alcance de su objetivo, puesto que al proponer estas relaciones se hace sobre la base de que las habilidades y conocimientos de un curso son necesarias para el aprendizaje en los que siguen, en base al modelo basado en competencias. Por otro lado, tenemos que varias relaciones no mostraron no respondieron a dicho planteamiento. Un ejemplo concreto es el del Taller de Ingeniería Industrial II. Ahí se hubiera esperado ver una relación de causalidad con los cursos Taller de Ingeniería Industrial I, Modelamiento y Optimización y Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas en Gestión, cosa que no ocurrió. En cambio se observó que no había ninguna relación de causalidad con ningún curso, por lo que ahí, como en el resto de los casos, pueden existir dos explicaciones posibles. La primera plantea que el curso no está siendo efectivo en la implementación de su programa, que está diseñado para que estos requisitos tengan un efecto sobre el rendimiento del alumno. La otra opción considera, a diferencia de lo anterior, que el programa está siendo bien implementado, pero que en cambio este simplemente no requiere que se exijan dichos requisitos, es decir que son innecesarios. Dependiendo del caso, ambas explicaciones son factibles. Por otro lado, también debe considerarse que la falta de información asociada a

la simplicidad del modelo puede estar causando que estas relaciones no sean observables en este, por lo que no debe descartarse que estas sí estén teniendo el efecto esperado.

Análisis del Modelamiento

Respecto del modelamiento hecho, se considera que este está muy limitado por la cantidad de datos disponibles para el análisis. La Malla Curricular del DII empezó a funcionar con su nueva estructura y cursos a partir del año 2009, por lo que la cantidad de alumnos que han cursado todos los ramos de los primero dos años de la especialidad de Ingeniería Civil Industrial son pocos. A pesar de esto, se utilizó una metodología para la búsqueda de la red que se consideró como la más adecuada debido a que funciona bien con pocas cantidades de datos. Esto tiene también limitantes, por lo que para efectos de buscar relaciones entre pocos cursos con variables simples (pocas clases) funciona de manera robusta, al menos estadísticamente como se vio al testear los arcos, algo que se va diluyendo al ir agregando más variables debido a que esto implica generar mayor cantidad de clases. Por otro lado, la metodología de búsqueda del set de probabilidades condicionales permite estudiar lo que ocurre dentro de los cursos, al menos analíticamente, pero por las limitaciones de datos no permite la generación de un modelo predictivo más complejo. Esto significa que el modelo se limita a poder observar ciertos comportamientos generales de los cursos, pero no a la generación de parámetros que permitan guiar al alumno haciendo un seguimiento de su avance en la carrera. Esto significa que la limitación de datos permite sacar conclusiones muy generales, principalmente respecto de comportamientos observables en grandes clusters, pero no lo permite a nivel desagregado, puesto que al ir aumentando la complejidad se limitan la capacidad para concluir respecto de lo que ocurre dentro del aula.

Por otro lado, respecto a la agregación de variables realizada, se considera, en base a lo antes discutido, que esto puede significar una pérdida de información debido a que complejiza el modelo al generar una mayor cantidad de clases. Esto se ve reflejado en las Tablas de Probabilidades Condicionales, donde las frecuencias son muy pequeñas (Ver Anexos) en muchos casos, fuera de poder encontrar una relación en la red bayesiana, se termina limitando la información que esta pueda entregar con los parámetros, incluso perdiéndose.

5.2.Conclusiones

A continuación se expondrán las conclusiones obtenidas a partir del análisis hecho previamente, además de entregar recomendaciones para la mejorar de la Metodología usada y sobre posibles otros estudios que se puedan realizar en el futuro en el DII.

Respecto de los Resultados

Más allá de las limitaciones del modelo discutidas en la parte anterior, se puede llegar a algunas conclusiones en base a los resultados obtenidos. En primer lugar se concluye que existen efectos causales observables de un curso sobre otro que afectan el rendimiento académico, tanto en cursos simultáneos como continuos. Estos, que son observables en variaciones tanto en rendimiento académico como en la Evaluación Docente, pueden ser asociadas a distintas variables. En particular se hace supuestos que permiten concluir respecto a esto. Para los cursos simultáneos se considera que el principal factor podría ser la distribución del tiempo que hacen los alumnos para con los cursos en un mismo semestre, variable que está probada de forma exploratoria, por lo que debe ser estudiada más a fondo e incluirse en un futuro modelo. Por otro lado para los cursos continuos se concluye que las relaciones responden más a las habilidades y conocimientos que entrega el curso previo, principalmente debido a que existe coherencia entre las relaciones encontradas y los contenidos.

Por otro lado, se plantea la posible existencia de un sesgo en la Evaluación Docente, que si bien no es observable directamente, se observan resultados contradictorios que podrían ser explicados por esto. Esto también debe ser estudiado a fondo, puesto que el modelo no permite afirmar que es esta la variable que en cuestión causa que una mejor evaluación en un curso genere peores probabilidades de mejores resultados en el curso que le sigue, pero sí permite concluir respecto de su posible injerencia y de la importancia de ser estudiada más a fondo.

Además de esto, no se puede concluir respecto de las relaciones no encontradas, debido a que si bien el modelo entrega información valiosa, este es muy limitado, por lo que al dejar variables de lado, ya sea por falta de datos como por que agregarlos no permita que el modelo agregue información, se están dejando de lado posibles efectos no observables tanto de fuera del aula como de dentro de esta.

Respecto del Modelo

Se concluye respecto del modelo utilizado que este fue robusto para la búsqueda de la red preliminar, utilizando pocos cursos y variables simples con pocos clusters, pero no así para modelos más complejos con más variables, que es lo que requiere este problema. Para efectos del análisis de la Malla Curricular este es muy limitado y si bien permite hacer un análisis respecto de lo que ocurre entre los cursos del DII acercando una mirada distinta, este debe ser mejorado, haciendo modificaciones o cambiando el enfoque. Por otro lado, este también se ve limitado por la cantidad de datos disponibles, que es muy baja como para generar modelos de Data Mining más complejos, se plantea que quizás en Plan Común de Ingeniería, donde la cantidad de alumnos que han cursado la nueva Malla Curricular es mucho mayor. Todo lo anterior permite concluir que el modelo no es el más óptimo para abarcar el problema planteado dadas las limitaciones que tiene para capturar el efecto de las variables que afectan el rendimiento académico, que es muy complejo.

Aun así, se considera que el modelo entrega información valiosa, pero que es muy general, puesto que permite observar el comportamiento de los cursos, pero no explicarlo de buena forma, dadas las limitaciones de simplicidad que debe tener el problema.

Recomendaciones a futuro

Se plantea que a futuro deben considerarse varias cosas respecto tanto de la metodología como del mejoramiento de la Malla Curricular.

Para lo segundo se plantea que se estudie el efecto de la distribución que hacen los alumnos de su tiempo durante un mismo semestre en el rendimiento de los alumnos. Para hacer esto se recomienda un estudio descriptivo que permita sacar conclusiones al respecto, testeando en distintos cursos de la malla, quizás entregando incentivos de algún tipo para que los mismos alumnos se hagan un seguimiento serio.

Por otro lado se plantea una revisión de la Encuesta Docente, particularmente para determinar si existe algún sesgo que explique el efecto observado donde las probabilidades de tener mejor rendimiento se vieron disminuidas al mejorar la evaluación del curso. Para esto se recomienda estudiar los resultados de dicha encuesta a nivel más

desagregado, o bien tomar nuevos datos en cursos específicos durante un semestre. Además se recomienda primero generar algún estudio exploratorio para plantear una hipótesis al respecto de manera más seria, pudiendo un focus group ser una alternativa.

Además de lo anterior, para futuros estudios similares a este trabajo, se recomienda la creación de una base de datos que capture nuevas variables no consideradas, tanto de dentro como de fuera del aula, para estudiar su efecto sobre el rendimiento académico. Dentro de esto se recomienda particularmente tener mayor detalle respecto de las evaluaciones que se hacen dentro de los cursos, para poder así determinar de mejor manera qué es exactamente lo que están midiendo.

Se propone también el agregar una pregunta a la Encuesta Docente que permita medir Motivación, puesto que esta variable fue considerada como muy importante, además de estudiarla más a fondo, tanto de manera exploratoria como descriptiva, para validar su importancia y concluir respecto a su efecto, para así darle la importancia necesaria en la docencia.

Respecto del modelo, se recomienda además cambiar a una metodología que se ajuste de mejor manera al problema. Esto dado que este requiere la posibilidad de incluir muchas variables para poder capturar de buena forma el efecto de que se produce entre los cursos. Además se considera importante que esta pueda aguantar de buena forma la inclusión de variables latentes, es decir no observables, para así facilitar un análisis más acabado y poder descartar con mayor facilidad variables poco relevantes, además de poder identificar nuevas que no se estaban tomando en consideración.

Anexos

A Equivalencias Nomenclatura Usada en R-Project

Tipo Alumno	Lenguaje usado en R-Project
RR-ME	a
RR-BE	b
RB-ME	c
RB-BE	d
RE-ME	e
RE-BE	f
B-ME	G
B-BE	H
E-ME	I
E-BE	J

B Tablas de Probabilidades Condicionales Modelo Preliminar

Probabilidades y Estadística (PRB)

\$PRB	OPT									
PRB	c	d	f	g	h	i	j			
b	0.40000000	0.04347826	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000			
c	0.60000000	0.08695652	0.15384615	0.02941176	0.06666667	0.00000000	0.01904762			
d	0.00000000	0.26086957	0.15384615	0.05882353	0.04666667	0.00000000	0.01904762			
e	0.00000000	0.08695652	0.07692308	0.05882353	0.02000000	0.00000000	0.02857143			
f	0.00000000	0.04347826	0.23076923	0.00000000	0.02000000	0.00000000	0.03809524			
g	0.00000000	0.21739130	0.15384615	0.50000000	0.18000000	0.24137931	0.08571429			
h	0.00000000	0.17391304	0.23076923	0.23529412	0.39333333	0.13793103	0.31428571			
i	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.08823529	0.11333333	0.44827586	0.14285714			
j	0.00000000	0.08695652	0.00000000	0.02941176	0.16000000	0.17241379	0.35238095			

Investigación de Operaciones

\$IO	MIC						
IO	a	b	c	d	e	f	g
c	0.11111111	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.014084507
d	0.11111111	0.00000000	0.08333333	0.33333333	0.16666667	0.00000000	0.028169014
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
f	0.11111111	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.042253521
g	0.33333333	0.50000000	0.25000000	0.16666667	0.33333333	0.50000000	0.169014085
h	0.22222222	0.50000000	0.50000000	0.50000000	0.50000000	0.50000000	0.408450704
i	0.11111111	0.00000000	0.08333333	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.140845070
j	0.00000000	0.00000000	0.08333333	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.197183099

MIC	IO		
IO	h	i	j
h			
i			
j			

```

c 0.024390244 0.000000000 0.000000000
d 0.073170732 0.023255814 0.047058824
e 0.024390244 0.023255814 0.000000000
f 0.048780488 0.000000000 0.000000000
g 0.024390244 0.116279070 0.011764706
h 0.560975610 0.209302326 0.247058824
i 0.008130081 0.255813953 0.011764706
j 0.235772358 0.372093023 0.682352941

```

Microeconomía

\$MIC

, , T1 = c

		PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
a	0.00000000										
b	0.00000000										
c	0.00000000										
d	0.00000000										
e	0.00000000										
f	0.00000000										
g	0.00000000										
h	1.00000000										
i	0.00000000										
j	0.00000000										

, , T1 = d

		PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
a			0.00000000						0.00000000		
b			0.00000000						0.00000000		
c			0.00000000						0.00000000		
d			0.00000000						0.00000000		
e			0.00000000						0.00000000		
f			0.00000000						0.00000000		
g			0.00000000						0.00000000		
h			1.00000000						0.00000000		
i			0.00000000						0.00000000		
j			0.00000000						1.00000000		

, , T1 = g

		PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
a	0.00000000	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
b	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
c	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03703704	0.00000000	0.00000000		
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03703704	0.00000000	0.09090909		
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04545455	0.03703704	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
g	0.25000000	0.25000000	0.25000000	0.00000000	0.04545455	0.22222222	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
h	0.25000000	0.25000000	0.50000000	0.33333333	0.72727273	0.37037037	0.25000000	0.18181818	0.18181818		
i	0.25000000	0.25000000	0.00000000	0.66666667	0.00000000	0.03703704	0.00000000	0.09090909	0.09090909		
j	0.00000000	0.00000000	0.25000000	0.00000000	0.18181818	0.25925926	0.75000000	0.63636364	0.63636364		

, , T1 = h

		PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i			
a	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.33333333	0.04545455	0.00000000			
b	0.00000000	0.00000000	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000			
c	0.00000000	0.00000000	0.25000000	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.04545455	0.00000000			
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.04545455	0.00000000			
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04545455	0.00000000			
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000			
g	0.50000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.20000000	0.33333333	0.31818182	0.00000000			
h	0.50000000	1.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.27272727	0.50000000			

```

i 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.20000000 0.33333333 0.13636364 0.50000000
j 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.20000000 0.00000000 0.09090909 0.00000000
PRB
MIC j
a 0.00000000
b 0.00000000
c 0.00000000
d 0.00000000
e 0.07142857
f 0.00000000
g 0.57142857
h 0.00000000
i 0.35714286
j 0.00000000

```

, , T1 = i

```

PRB
MIC b c d e f g h i j
a 0.00000000 0.28571429 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
b 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
c 0.00000000 0.28571429 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.03225806 0.00000000 0.00000000
d 0.00000000 0.14285714 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.03225806 0.00000000 0.00000000
e 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
f 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
g 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.07142857 0.09677419 0.07407407 0.19047619
h 0.80000000 0.14285714 0.50000000 0.50000000 0.64285714 0.58064516 0.37037037 0.19047619
i 0.00000000 0.14285714 0.00000000 0.50000000 0.03571429 0.03225806 0.03703704 0.09523810
j 0.20000000 0.00000000 0.50000000 0.00000000 0.25000000 0.22580645 0.51851852 0.52380952

```

, , T1 = j

```

PRB
MIC b c d e f g h i
a 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.15384615 0.03225806 0.00000000
b 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.03225806 0.00000000
c 0.00000000 0.00000000 0.25000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.03225806 0.33333333
d 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
e 0.00000000 0.00000000 0.50000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
f 0.00000000 0.25000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
g 0.00000000 0.25000000 0.25000000 0.00000000 1.00000000 0.46153846 0.35483871 0.33333333
h 1.00000000 0.50000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.23076923 0.09677419 0.00000000
i 0.00000000 0.00000000 0.00000000 1.00000000 0.00000000 0.00000000 0.41935484 0.00000000
j 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.15384615 0.03225806 0.33333333
PRB
MIC j
a 0.00000000
b 0.00000000
c 0.04545455
d 0.00000000
e 0.00000000
f 0.04545455
g 0.40909091
h 0.09090909
i 0.22727273
j 0.18181818

```

Gestión de Operaciones I

```

$G1
APL
G1 c d e f g h i
g 0.25000000 0.12500000 0.16666667 0.00000000 0.47619048 0.04929578 0.27272727
h 0.25000000 0.75000000 0.33333333 0.50000000 0.02380952 0.45774648 0.06060606
i 0.25000000 0.12500000 0.33333333 0.00000000 0.45238095 0.05633808 0.60606061
j 0.25000000 0.00000000 0.16666667 0.50000000 0.04761904 0.43661971 0.06060606
APL
G1 j
g 0.008196721
h 0.196721311
i 0.049180328
j 0.745901639

```

Macroeconomía

\$MAC							
MIC							
MAC	a	b	c	d	e	f	g
a	0.000000000	0.500000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
c	0.111111111	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.028169014
d	0.111111111	0.000000000	0.083333333	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
e	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
f	0.111111111	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000
g	0.222222222	0.500000000	0.416666667	0.666666667	0.666666667	0.500000000	0.436619718
h	0.333333333	0.000000000	0.416666667	0.333333333	0.166666667	0.500000000	0.225352113
i	0.111111111	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.000000000	0.112676056
j	0.000000000	0.000000000	0.083333333	0.000000000	0.166666667	0.000000000	0.197183099

MIC			
MAC	h	i	j
a	0.000000000	0.023255814	0.000000000
c	0.024390244	0.023255814	0.000000000
d	0.032520325	0.000000000	0.000000000
e	0.008130081	0.000000000	0.011764706
f	0.000000000	0.023255814	0.000000000
g	0.560975610	0.116279070	0.270588235
h	0.113821138	0.279069767	0.047058824
i	0.219512195	0.116279070	0.552941176
j	0.040650407	0.418604651	0.117647059

Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas para la Gestión

\$APL
 , , EST = c

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
c			0.000000000						0.000000000	
d			0.000000000						0.000000000	
e			0.000000000						0.250000000	
f			0.000000000						0.000000000	
g			0.000000000						0.250000000	
h			0.000000000						0.250000000	
i			0.000000000						0.250000000	
j			1.000000000						0.000000000	

, , EST = d

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
c			0.000000000				0.000000000		0.000000000	
d			0.000000000				0.000000000		0.000000000	
e			0.000000000				0.000000000		0.000000000	
f			0.000000000				0.000000000		0.000000000	
g			1.000000000				1.000000000		0.000000000	
h			0.000000000				0.000000000		0.500000000	
i			0.000000000				0.000000000		0.000000000	
j			0.000000000		1.000000000		0.000000000		0.500000000	

, , EST = e

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
c			0.000000000							
d			0.000000000							

e	0.00000000
f	0.00000000
g	0.00000000
h	1.00000000
i	0.00000000
j	0.00000000

, , EST = f

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
c			0.00000000					0.00000000		0.00000000
d			0.00000000					0.00000000		0.00000000
e			0.00000000					1.00000000		0.00000000
f			0.00000000					0.00000000		0.00000000
g			0.00000000					0.00000000		0.50000000
h			1.00000000					0.00000000		0.00000000
i			0.00000000					0.00000000		0.00000000
j			0.00000000					0.00000000		0.50000000

, , EST = g

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h		
c	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.06666667		
e	1.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03333333		
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03333333		
g	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.05882353	0.00000000		
h	0.00000000	0.50000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.50000000	0.58823529	0.66666667		
i	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.05882353	0.00000000		
j	0.00000000	0.00000000	0.50000000	1.00000000	0.33333333	0.50000000	0.29411765	0.20000000		

MIC		
APL	i	j
c	0.00000000	0.00000000
d	0.00000000	0.00000000
e	0.16666667	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000
g	0.00000000	0.00000000
h	0.50000000	0.50000000
i	0.00000000	0.00000000
j	0.33333333	0.50000000

, , EST = h

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	
c	0.00000000	0.16666667	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.01923077	0.00000000		
d	0.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.01923077	0.00000000		
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.01923077	0.00000000		
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000		
g	0.75000000	0.66666667	0.00000000	1.00000000	0.52631579	0.05769231	0.54545455			
h	0.00000000	0.16666667	0.50000000	0.00000000	0.10526316	0.73076923	0.00000000			
i	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.36842105	0.01923077	0.45454545			
j	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.13461538	0.00000000			

MIC	
APL	j
c	0.00000000
d	0.08695652
e	0.00000000
f	0.00000000
g	0.00000000
h	0.47826087
i	0.00000000
j	0.43478261

, , EST = i

MIC										
APL	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
c			0.00000000							

d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.07692308	0.00000000	0.00000000
g	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
h	1.00000000	0.00000000	0.31250000	0.46153846	0.05882353	0.15789474
i	0.00000000	0.00000000	0.06250000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
j	0.00000000	1.00000000	0.62500000	0.46153846	0.94117647	0.84210526

, , EST = j

MIC						
APL	a	b	c	d	e	f
c	0.00000000					0.00000000
d	0.50000000					0.00000000
e	0.00000000					0.00000000
f	0.00000000					0.00000000
g	0.00000000					0.50000000
h	0.00000000					0.07142857
i	0.50000000					0.42857143
j	0.00000000					0.00000000

Matemáticas Financieras

\$MFN

EST						
MFN	c	d	e	f	g	h
d	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.008474576
f	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.016949153
g	0.40000000	0.00000000	1.00000000	0.00000000	0.324324324	0.093220339
h	0.40000000	0.00000000	0.00000000	0.80000000	0.202702703	0.364406780
i	0.20000000	0.20000000	0.00000000	0.00000000	0.391891892	0.042372881
j	0.00000000	0.40000000	0.00000000	0.20000000	0.081081081	0.474576271

EST	
MFN	j
d	0.00000000
f	0.00000000
g	0.048192771
h	0.216867470
i	0.048192771
j	0.686746988

\$G2

PRB						
G2	b	c	d	e	f	g
a	0.00000000	0.00000000	0.105263158	0.181818182	0.00000000	0.014925373
b	0.00000000	0.05000000	0.105263158	0.090909091	0.00000000	0.00000000
c	0.00000000	0.20000000	0.105263158	0.181818182	0.00000000	0.00000000
d	0.00000000	0.10000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.014925373
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
g	0.333333333	0.50000000	0.315789474	0.181818182	0.181818182	0.522388060
h	0.666666667	0.15000000	0.105263158	0.272727273	0.363636364	0.238805970
i	0.00000000	0.00000000	0.157894737	0.00000000	0.181818182	0.149253731
j	0.00000000	0.00000000	0.105263158	0.090909091	0.272727273	0.059701493

PRB	
G2	i
a	0.00000000
b	0.00000000
c	0.020833333
d	0.00000000
e	0.00000000
f	0.00000000
g	0.333333333
h	0.166666667
i	0.416666667
j	0.062500000

Marketing I

\$MKT								
G2								
MKT	a	b	c	d	e	f	g	h
c	0.00000000	0.25000000	0.05882353	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.01176471
d	0.00000000	0.25000000	0.29411765	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03389831	0.01176471
g	0.50000000	0.25000000	0.17647059	0.40000000	0.00000000	0.00000000	0.36440678	0.29411765
h	0.33333333	0.25000000	0.35294118	0.60000000	1.00000000	1.00000000	0.28813559	0.38823529
i	0.00000000	0.00000000	0.05882353	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.17796610	0.09411765
j	0.16666667	0.00000000	0.05882353	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.13559322	0.20000000

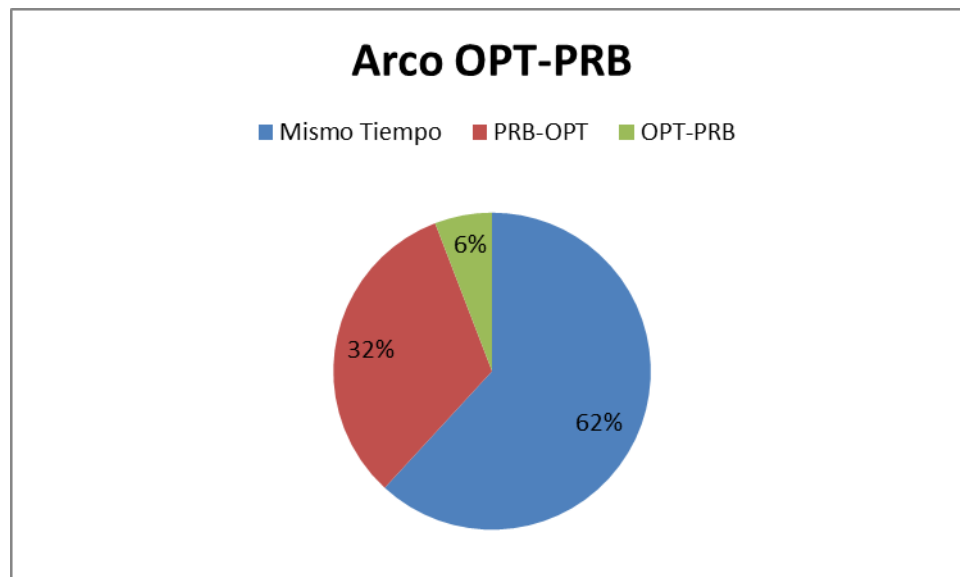
G2		
MKT	i	j
c	0.00000000	0.00000000
d	0.00000000	0.00000000
g	0.24615385	0.22807018
h	0.04615385	0.24561404
i	0.50769231	0.21052632
j	0.20000000	0.31578947

Finanzas I

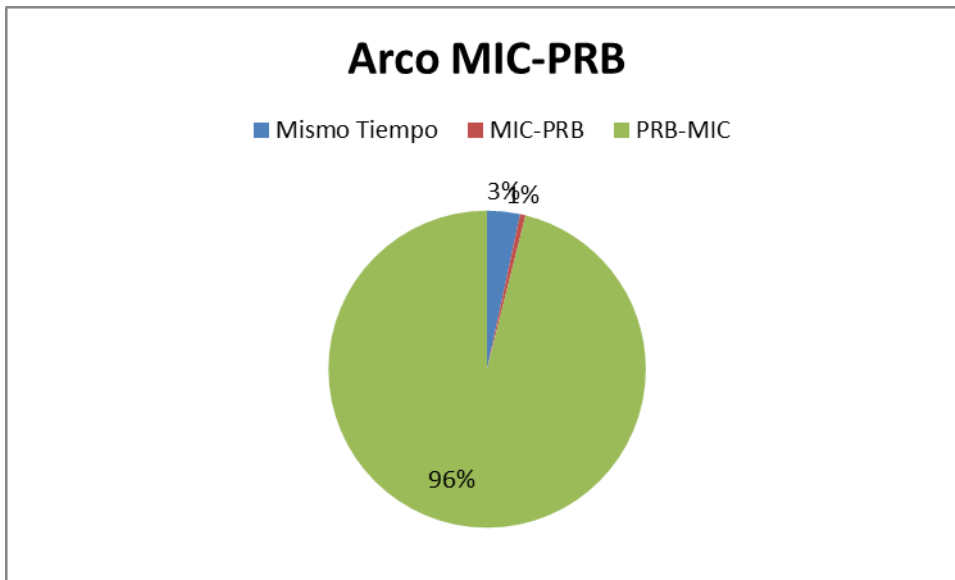
\$F1						
MFN						
F1	d	f	g	h	i	j
b	0.00000000	0.00000000	0.02083333	0.00000000	0.00000000	0.00000000
d	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.06976744	0.00000000	0.01574803
f	0.00000000	0.00000000	0.04166667	0.06976744	0.00000000	0.03149606
g	0.00000000	0.00000000	0.47916667	0.09302326	0.19354839	0.09448819
h	0.50000000	0.66666667	0.20833333	0.51162791	0.09677419	0.31496063
i	0.00000000	0.00000000	0.12500000	0.05813953	0.48387097	0.13385827
j	0.00000000	0.33333333	0.12500000	0.19767442	0.22580645	0.409448

C Frecuencias por Arco Red Preliminar Cursos Simultáneos

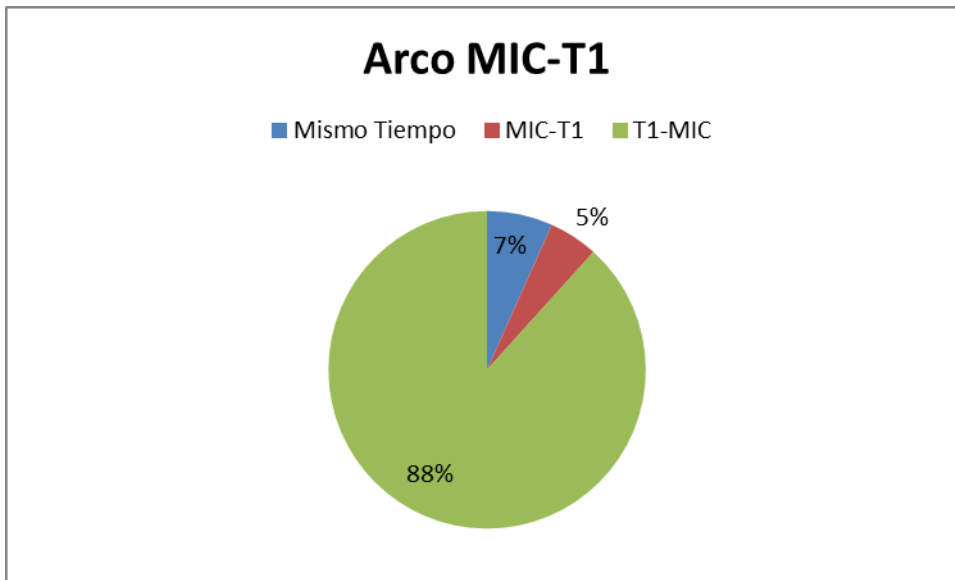
Modelamiento y Optimización - Probabilidad Estadística



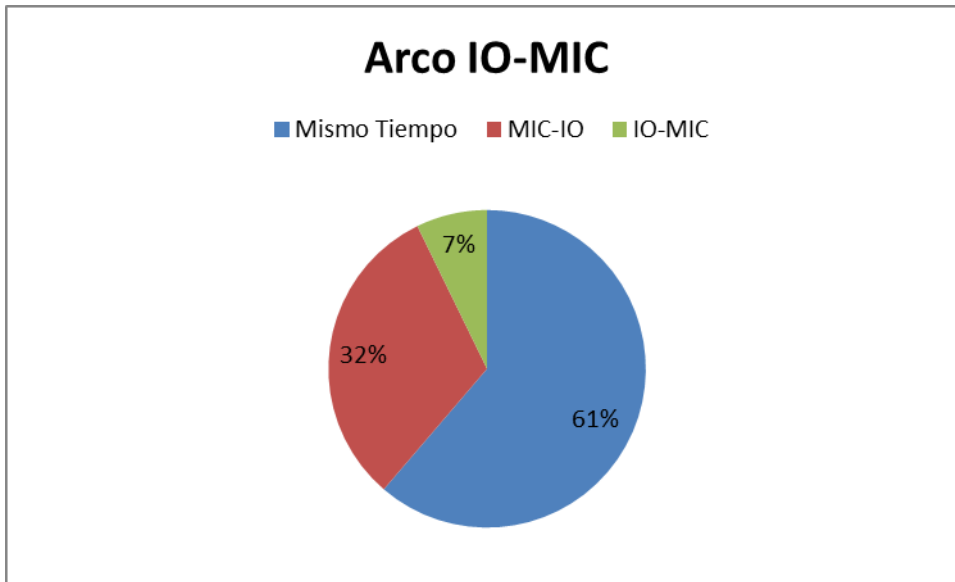
Probabilidades y Estadística – Microeconomía



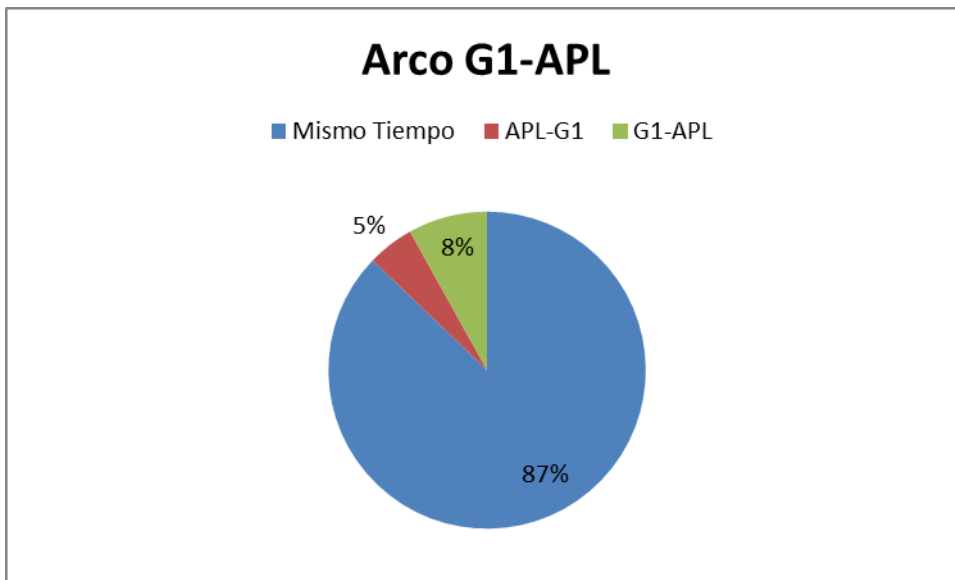
Taller de Ingeniería Industrial I – Microeconomía



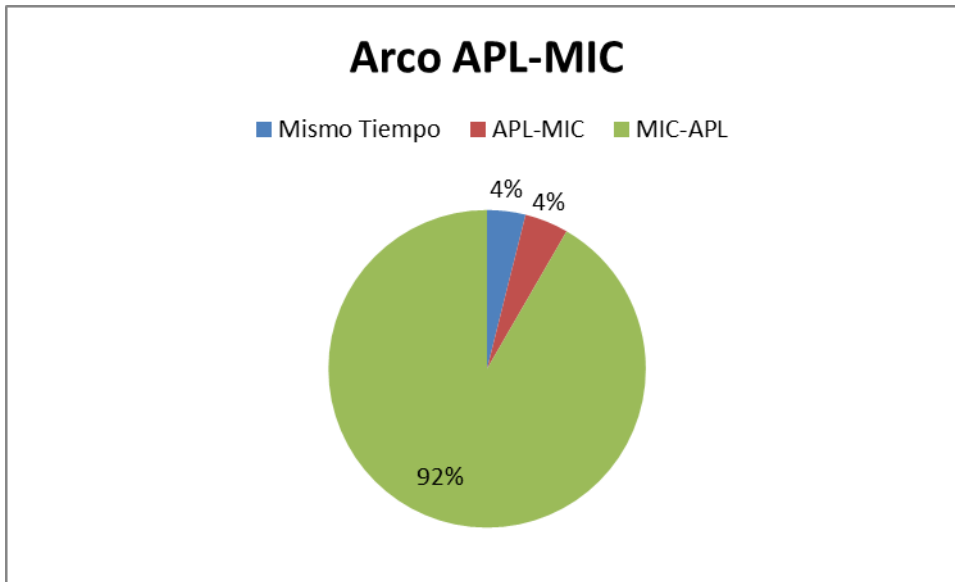
Microeconomía – Investigación de Operaciones



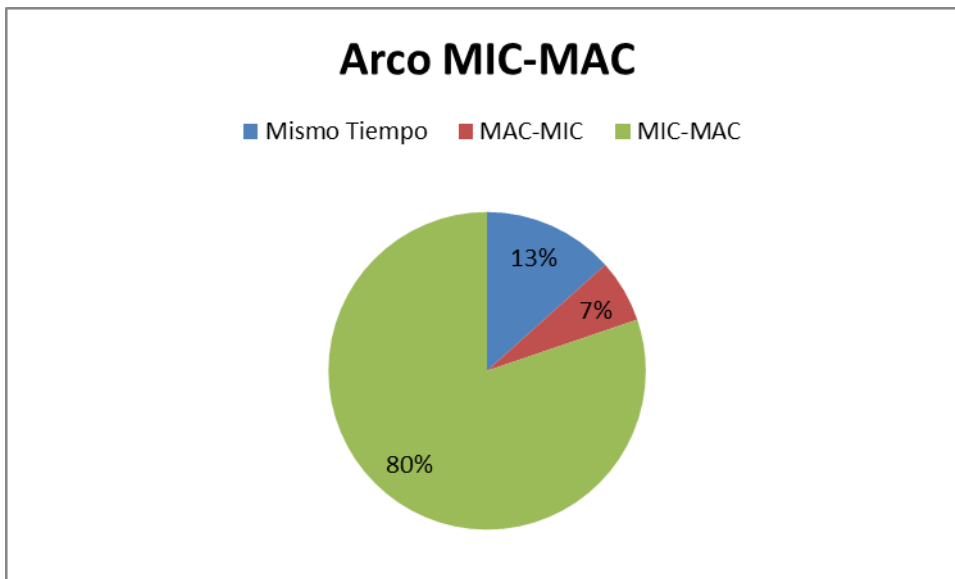
Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas en Gestión – Gestión de Operaciones I

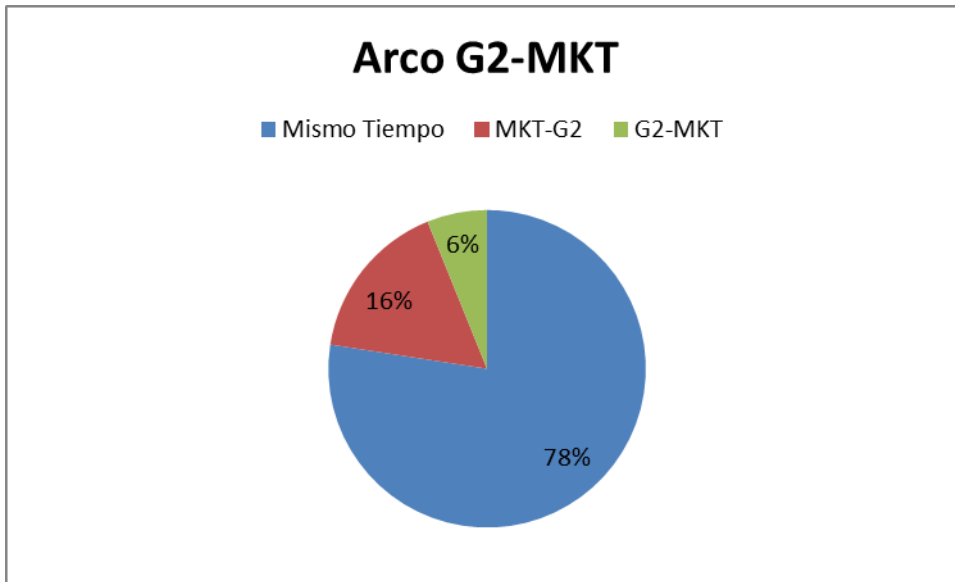


Aplicaciones de Probabilidades y Estadísticas en Gestión – Microeconomía



Microeconomía – Macroeconomía





D Probabilidades Condicionales Modelo Final

Microeconomía

, , T1 = g, Financiamiento = beca

PRB											
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
a						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
b						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
c						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
d						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
e						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
f						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
g						0.00000000		0.00000000		0.00000000	
h						1.00000000		0.00000000		0.00000000	
i						0.00000000		0.00000000		0.50000000	
j						0.00000000		1.00000000		0.50000000	

, , T1 = h, Financiamiento = beca

PRB											
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
a						0.00000000					
b						0.00000000					
c						0.00000000					
d						0.00000000					
e						0.00000000					
f						0.00000000					
g						0.33333333					
h						0.33333333					
i						0.33333333					
j						0.00000000					

, , T1 = i, Financiamiento = beca

PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
b			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
c			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
d			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
e			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
f			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
g			0.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
h			0.00000000			1.00000000	1.00000000		0.00000000
i			1.00000000			0.00000000	0.00000000		0.00000000
j			0.00000000			0.00000000	0.00000000		1.00000000

, , T1 = j, Financiamiento = beca

PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
b		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
c		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
d		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
e		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
f		1.00000000	0.00000000				0.00000000		1.00000000
g		0.00000000	1.00000000				1.00000000		0.00000000
h		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
i		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000
j		0.00000000	0.00000000				0.00000000		0.00000000

, , T1 = g, Financiamiento = beca y credito

PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a							0.00000000	0.00000000	0.00000000
b							0.00000000	0.00000000	0.00000000
c							0.00000000	0.00000000	0.00000000
d							0.00000000	0.00000000	0.00000000
e							0.00000000	0.00000000	0.00000000
f							0.00000000	0.00000000	0.00000000
g							0.00000000	0.00000000	0.00000000
h							0.00000000	0.00000000	0.00000000
i							1.00000000	0.00000000	0.00000000
j							0.00000000	1.00000000	1.00000000

, , T1 = h, Financiamiento = beca y credito

PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a									0.00000000
b									0.00000000
c									0.00000000
d									0.00000000
e								0.50000000	
f								0.00000000	
g								0.00000000	
h								0.00000000	
i								0.50000000	
j								0.00000000	

, , T1 = i, Financiamiento = beca y credito

PRB									
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a							0.00000000	0.00000000	
b							0.00000000	0.00000000	
c							0.33333333	0.00000000	

d	0.00000000	0.00000000
e	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000
g	0.00000000	0.00000000
h	0.33333333	1.00000000
i	0.00000000	0.00000000
j	0.33333333	0.00000000

, , T1 = j, Financiamiento = beca y credito

PRB	
MIC	b c d e f g h i j
a	0.00000000 0.33333333 0.00000000
b	0.00000000 0.00000000 0.00000000
c	0.00000000 0.00000000 0.00000000
d	0.00000000 0.00000000 0.00000000
e	0.00000000 0.00000000 0.00000000
f	0.00000000 0.00000000 0.00000000
g	1.00000000 0.00000000 1.00000000
h	0.00000000 0.00000000 0.00000000
i	0.00000000 0.66666667 0.00000000
j	0.00000000 0.00000000 0.00000000

, , T1 = c, Financiamiento = credito

PRB	
MIC	b c d e f g h i j
a	0.00000000
b	0.00000000
c	0.00000000
d	0.00000000
e	0.00000000
f	0.00000000
g	0.00000000
h	1.00000000
i	0.00000000
j	0.00000000

, , T1 = g, Financiamiento = credito

PRB	
MIC	b c d e f g h i j
a	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
b	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
c	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.16666667 0.00000000 0.00000000 0.00000000
d	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 1.00000000
e	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
f	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
g	0.50000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
h	0.00000000 0.50000000 0.60000000 0.16666667 0.75000000 0.00000000
i	0.50000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
j	0.00000000 0.50000000 0.40000000 0.66666667 0.25000000 0.00000000

, , T1 = h, Financiamiento = credito

PRB	
MIC	b c d e f g h i j
a	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
b	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
c	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
d	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
e	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.20000000 0.00000000 0.00000000
f	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000
g	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.20000000 0.00000000 1.00000000
h	1.00000000 1.00000000 0.40000000 1.00000000 0.00000000
i	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.20000000 0.00000000 0.00000000
j	0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000 0.00000000

, , T1 = i, Financiamiento = credito

		PRB								
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j	
a	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
b	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
c	0.00000000	1.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
g	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.14285714	0.00000000	0.00000000	
h	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.50000000	1.00000000	0.71428571	0.75000000	0.00000000	0.00000000	
i	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
j	0.50000000	0.00000000	1.00000000	0.00000000	0.00000000	0.14285714	0.25000000	1.00000000	0.00000000	

, , T1 = j, Financiamiento = credito

		PRB								
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j	
a	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
b	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
c	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
d	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
e	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
f	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
g	0.00000000	0.00000000				0.00000000	1.00000000	0.33333333	0.33333333	
h	1.00000000	1.00000000				0.66666667	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
i	0.00000000	0.00000000				0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
j	0.00000000	0.00000000				0.33333333	0.00000000	0.66666667	0.00000000	

, , T1 = c, Financiamiento = nada

		PRB								
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j	
a										
b										
c										
d										
e										
f										
g										
h										
i										
j										

, , T1 = d, Financiamiento = nada

		PRB								
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j	
a						0.00000000			0.00000000	
b						0.00000000			0.00000000	
c						0.00000000			0.00000000	
d						0.00000000			0.00000000	
e						0.00000000			0.00000000	
f						0.00000000			0.00000000	
g						0.00000000			0.00000000	
h						1.00000000			0.00000000	
i						0.00000000			0.00000000	
j						0.00000000			1.00000000	

, , T1 = g, Financiamiento = nada

		PRB								
MIC	b	c	d	e	f	g	h	i	j	
a	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
b	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
c	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	

d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.05555556	0.00000000	0.00000000
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.06666667	0.05555556	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
g	0.25000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.06666667	0.33333333	0.00000000	0.00000000
h	0.25000000	0.50000000	0.50000000	0.33333333	0.73333333	0.38888889	0.12500000	0.28571429
i	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.66666667	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
j	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.13333333	0.16666667	0.87500000	0.71428571

, , T1 = h, Financiamiento = nada

PRB										
MIC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	
a	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.33333333	0.07142857	0.00000000	0.00000000	
b	0.00000000	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
c	0.00000000	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.07142857	0.00000000	0.00000000	
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.07142857	0.00000000	0.00000000	
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	
g	1.00000000	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.20000000	0.33333333	0.35714286	0.00000000	0.00000000	
h	0.00000000	1.00000000	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.21428571	0.00000000	0.00000000	
i	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.20000000	0.33333333	0.07142857	1.00000000	0.00000000	
j	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.20000000	0.00000000	0.14285714	0.00000000	0.00000000	
PRB										
MIC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a	0.00000000									
b	0.00000000									
c	0.00000000									
d	0.00000000									
e	0.00000000									
f	0.00000000									
g	0.63636364									
h	0.00000000									
i	0.36363636									
j	0.00000000									

, , T1 = i, Financiamiento = nada

PRB										
MIC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a	0.00000000	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
b	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
c	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
d	0.00000000	0.25000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.05000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
e	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
g	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.09090909	0.10000000	0.09090909	0.21052632		
h	1.00000000	0.25000000	0.66666667	0.54545455	0.55000000	0.27272727	0.21052632			
i	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04545455	0.05000000	0.04545455	0.10526316			
j	0.00000000	0.00000000	0.33333333	0.31818182	0.25000000	0.59090909	0.47368421			

, , T1 = j, Financiamiento = nada

PRB										
MIC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
a	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.22222222	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
b	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04166667	0.00000000	0.00000000	0.00000000
c	0.00000000	0.33333333	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04166667	0.33333333	0.06250000	0.00000000
d	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
e	0.00000000	0.66666667	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
f	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
g	0.50000000	0.00000000	0.00000000	1.00000000	0.55555556	0.29166667	0.33333333	0.37500000		
h	0.50000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.11111111	0.12500000	0.00000000	0.12500000	0.00000000
i	0.00000000	0.00000000	1.00000000	0.00000000	0.00000000	0.45833333	0.00000000	0.31250000		
j	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.11111111	0.04166667	0.33333333	0.12500000		

E Tablas de Frecuencias por Curso

	OPT	TIC	PRB	T1	IO	MIC	EST	G1	MAC	APL	MFN	G2	MKT	F1	T2
RR-ME	0	0	0	0	0	9	0	0	2	0	0	6	0	0	0
RR-BE	0	0	3	0	0	2	0	0	0	0	0	4	0	1	0
RB-ME	5	4	20	1	5	12	5	0	7	4	0	17	3	0	3
RB-BE	23	3	19	2	21	6	5	0	6	8	2	5	11	9	1
RE-ME	0	3	11	0	4	6	1	0	2	6	0	1	0	0	2
RE-BE	13	5	11	0	10	2	5	0	2	2	3	1	0	12	0
B-ME	34	59	67	91	32	71	74	40	145	42	48	118	106	61	85
B-BE	150	109	111	60	144	123	118	102	58	142	86	85	98	106	75
E-ME	29	59	48	125	25	43	68	57	88	33	93	65	75	73	102
E-BE	105	117	69	80	118	85	83	160	49	122	127	57	66	97	91

Financiamiento Propio Taller de Ingeniería Industrial I – Probabilidades y Estadística

PRB/T1	RR-ME	RR-BE	RB-ME	RB-BE	RE-ME	RE-BE	B-ME	B-BE	E-ME	E-BE
RR-ME	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
RR-BE	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
RB-ME	0	0	0	0	0	0	4	4	3	2
RB-BE	0	0	0	0	0	0	2	3	4	3
RE-ME	0	0	0	0	0	0	2	2	3	1
RE-BE	0	0	0	0	0	0	3	5	0	1
B-ME	0	0	0	1	0	0	15	3	22	9
B-BE	0	0	0	0	0	0	18	14	20	24
E-ME	0	0	0	0	0	0	8	1	22	3
E-BE	0	0	0	1	0	0	7	11	19	16

Referencias

- [1] Fernanda Aguirre Vargas, “Evaluación de Propuestas de Rediseño para el desarrollo de competencias genéricas de la formación de Pregrado.” Memoria para optar al título de Ingeniera Civil Industrial, Departamento de Ingeniería Industrial, FCFM, Universidad de Chile., Julio 2010.
- [2] Sergio Celis, “Propuesta de un Sistema de Información para la Evaluación y el Mejoramiento Continuo de la Docencia del Pregrado” Departamento de Ingeniería Industrial, FCFM, Universidad de Chile, Julio de 2012.
- [3] Usama Fayyad, Gregory Piatetsky-Shapiro and Padhraic Smyth “The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data”, COMMUNICATIONS OF THE ACM November 1996/Vol. 39, No. 11.
- [4] Manuel Terrádez Gurrea, “Análisis de Componentes Principales” Disponible en: http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/Componentes_principales.pdf
- [5] Luis Enrique Sucar, “Redes Bayesianas”, Disponible en: <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-mgp/caprb.pdf>
- [6] R Project Home Page. <http://www.r-project.org/>
- [7] Gonzalo Pizarro, Nicolás Beltrán, José Manuel del Valle, Gianna Vallebuona, Rosa Uribe y Claudia Cameratti, “Informe indicadores de medición y evaluación de la eficiencia y eficacia de los planes de estudio” Comisión Metodologías de Enseñanza, Aprendizaje y Evaluación, Proyecto MECESUP UCH0403.
- [8] Judea Pearl, “Causality models, Reasoning and Inference” Cambridge University Press, 2000.
- [9] Pamela Castellón, “Caracterización y detección de contribuyentes que presentan facturas falsas al SII mediante técnicas de Data Mining”, Tesis para optar al grado de Magíster en Gestión de Operaciones, Universidad de Chile, 2012.
- [10] Wim Kouwenhoven, “Competence-based Curriculum Development in Higher Education: a Globalised Concept?”, Technology Education and Development, Aleksandar Lazinica and Carlos Calafate (Ed.), 2009.

- [11] Gupta, Ankit; Mehrotra, Kishan; and Mohan, Chilukuri K., "A Clustering based Discretization for Supervised Learning", Electrical Engineering and Computer Science, Paper 3, 2009.
- [12] Ronan Daly , Qiang Shen y Stuart Aitken, "Learning Bayesian networks: approaches and issues", The Knowledge Engineering Review, Vol. 26:2, 99–157 Cambridge University Press, 2011.
- [13] <http://cae.org/performance-assessment/category/home/>