INSTITUTO TECNOLÓGICO AUTÓNOMO DE MÉXICO

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PRODUCTO DE DATOS PARA LA TOMA DE DECISIONES EN PROGRAMAS SOCIALES ORIENTADOS A ESCUELAS PRIMARIAS EN MÉXICO

TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE

INGENIERA EN COMPUTACIÓN

P R E S E N T A

PAOLA MEJÍA DOMENZAIN

ASESOR: M.C. JUAN SALVADOR MARMOL

CIUDAD DE MÉXICO 2019

«Con fundamento en los artículos 21 y 27 de la Ley Federal del Derecho de Autor y como titular de los derechos moral y patrimonial de la obra titulada "**Diseño e implementación de un producto de datos para la toma de decisiones en programas sociales orientados a escuelas primarias en México**", otorgo de manera gratuita y permanente al Instituto Tecnológico Autónomo de México y a la Biblioteca Raúl Bailléres Jr., la autorización para que fijen la obra en cualquier medio, incluido el electrónico, y la divulguen entre sus usuarios, profesores, estudiantes o terceras personas, sin que pueda percibir por tal divulgación una compensación.»

Paola Mejía Domenzain

Fecha

Firma

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Carlos de la Isla por sembrar en mi la semilla de la justicia y el cambio social; a Luciano y Ángel por contagiarme sus ganas de construir un mejor México.

Este proyecto no se pudo haber realizado sin la ayuda de Juan Mármol, agradezco su orientación, paciencia, acompañamiento y respuestas a todas mis preguntas. Otro gran agradecimiento a Fernando Esponda y Paco Roman-Rangel por revisar y enriquecer el proyecto.

Un profundo agradecimiento a Enrique Seira por creer en mí e inspirarme a superarme continuamente; a Bernardo y Salo por empezar este proyecto y ser dos grandes mentores.

Agradezco a Ana y a César por motivarme y ayudarme a ser una mejor científica de datos; a Víctor y Marco por ser los mejores amigos de la carrera; a mis mayores motores y animadoras: Fabs, Feri, Andy, Pali y todo el equipo de porras; a Juan Pablo, Chris y Mike por enseñarme que el cielo es el límite.

Y sobre todo, a mis papás y a Lore, por su apoyo y amor incondicional.

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

RESUMEN

El presente trabajo describe el diseño y la implementación de un producto de datos cuyo objetivo es aumentar la inteligencia y capacidad de acción sobre la toma de decisiones en programas sociales. En específico, pretende ser una herramienta para la asignación de escuelas primarias a programas sociales educativos en México.

Utilizando información de la Evaluación Nacional de Logro Académico en Centros Escolares (ENLACE), del Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial (CEMABE) y del Formato Estadístico 911 (F911), se explora la pregunta ¿cuáles escuelas están en riesgo de bajar su desempeño académico? Esta pregunta es relevante porque al identificar las escuelas en riesgo se pueden tomar acciones preventivas y a largo plazo mejorar la calidad educativa del país.

Para responder la pregunta se implementaron distintos modelos estadísticos y de aprendizaje de máquina. Finalmente, el producto de datos se hizo disponible a través de una página web.

LISTA DE ACRÓNIMOS

CAM Centro de Atención Múltiple. 41

CAS Sistemas Complejos Adaptativos. 1

CCT Clave de Centro de Trabajo. 15, 24, 43

CEMABE Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial. 4, 11, 12, 22, 24, 27, 32, 41, 51

CNRMMCE Centro Nacional para la Revalorización del Magisterio y la Mejora Continua de la Educación. 7

CONAFE Consejo Nacional de Fomento Educativo. 27

CRISP-DM *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*. 2, 3

CSV *Comma-Separated Values*. 25, 82

ENLACE Evaluación Nacional de Logro Académico en Centros Escolares. 10, 11, 14, 18, 23

EXCALE Exámenes de la Calidad y el Logro Educativo. 10, 22

F911 Formato Estadístico 911. 11, 12, 20, 22, 26, 41, 51

INEE Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación. 7, 22

INEGI Instituto Nacional de Estadística y Geografía. 12

KDD *Knowledge Discovery in Databases Framework*. 2, 3

LIME Explicaciones Interpretativas Locales de Modelos. 69

OCDE Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico. 7

PISA Informe del Programa Internacional para la Evaluación de Estudiantes. 7, 10, 11, 22

Planea Plan Nacional para la Evaluación de los Aprendizajes. 11, 22

SEMMA *Sample, Explore, Modify, Model, and Assess*. 2, 3

SEP Secretaría de Educación Pública. 12

SHAP Explicaciones Aditivas de Shapley. 69

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

La ciencia de datos es un campo en la intersección de la computación [1] y la estadística. Este campo permite, entre otras cosas, el estudio fenomenológico de Sistemas Complejos Adaptativos (CAS), con el propósito de construir productos de datos que ayuden a la toma de decisiones y acciones sobre el sistema [2]. Un producto de datos es un sistema tecno-social que procesa datos sobre un sistema generador de los mismos para aumentar la inteligencia o capacidades de acción de un agente externo al sistema [3].

Este trabajo se identifica como un proyecto de ciencia de datos. Presenta el estudio de cambios negativos en el rendimiento académico de las escuelas de nivel primaria en México y la construcción de un producto de datos, en forma de página web, para la toma de decisiones en programas sociales del sector educación.

El sistema complejo es la educación en México. Su complejidad radica en las múltiples partes interconectadas cuyos vínculos contienen información adicional significativa. Asimismo, es adaptativo porque tiene la capacidad de cambiar y se espera que a través de nuevas reformas, programas sociales e intervención de alumnos, padres y profesores, el sistema aprenda de la experiencia [4].

De todos los componentes de la educación en México, este proyecto se concentra en el desempeño académico de las escuelas primarias. En pruebas estandarizadas, que se detallarán en el capítulo 2, se ha observado que la calidad educativa de las escuelas primarias es variable en el tiempo. Por eso, la pregunta que guía el proyecto es ¿cuáles escuelas están en riesgo de bajar su desempeño académico? Para responderla,

se exploraron diferentes metodologías.

1.1 Posibles metodologías

Existen varías metodologías alternativas para realizar un proyecto de minería de datos. Entre ellas destacan las metodologías *Sample, Explore, Modify, Model, and Assess* (SEMMA), *Knowledge Discovery in Databases Framework* (KDD) y *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) por su popularidad y aplicación en varias industrias. A continuación, se describen brevemente.

1.1.1 *Sample, Explore, Modify, Model, and Assess*

En primer lugar, la metodología utilizada por la compañía SAS para análisis de datos se llama "SEMMA". La característica principal de la metodología es que los diferentes pasos se manejan con nodos. El primer paso es seleccionar diferentes muestras para después explorarlas estadísticamente. Más adelante, se crean y transforman variables y se reemplazan valores faltantes para crear diferentes modelos y compararlos [5]. Esta metodología se basa en la parte técnica del proyecto como la aplicación de técnicas estadísticas y visualización de datos. Sin embargo, no considera los objetivos del negocio ni el contexto del problema.

1.1.2 *Knowledge Discovery in Databases Framework*

En segundo lugar, KDD fue propuesta por Fayyad en 1996. Propone las siguientes cinco fases: selección, pre-procesamiento, transformación, minería de datos y evaluación e implantación. Es un proceso iterativo e interactivo [6].

1.1.3 *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*

Por último, CRISP-DM surge como una iniciativa financiada por la Unión Europea para desarrollar una plataforma de Minería de Datos. El objetivo de la iniciativa es fomentar la interoperabilidad de las herramientas a través de todo el proceso y eliminar la experiencia misteriosa y costosa de las tareas simples de minería de datos [7].

1.2 Metodología seleccionada

De las posibles metodologías se eligió CRISP-DM para el proyecto ya que no hay propietario, es independiente de la aplicación o la industria y es neutral con respecto a qué herramientas utilizar. Asimismo, a diferencia de KDD y SEMMA, la primera fase de CRISP-DM involucra el entendimiento del negocio que es fundamental para el correcto desarrollo de un proyecto.

Otra ventaja es que la documentación oficial describe en detalle cada fase y tareas con ejemplos concretos de aplicación [8].

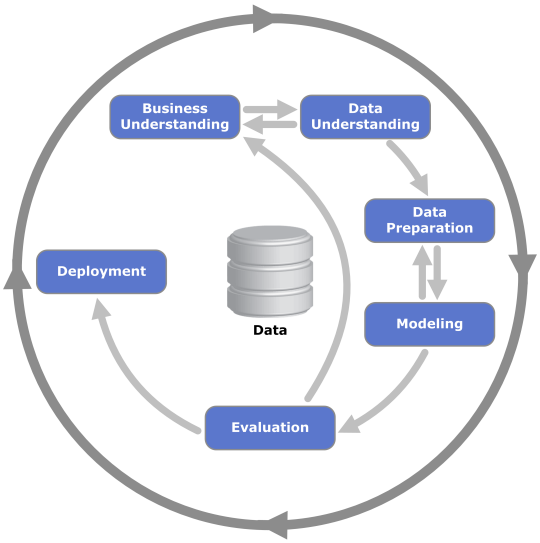


Figura 1.1: Fases del modelo CRISP-DM

1.3 Organización del documento

Como se ve en la figura 1.1, la metodología propuesta en el año 2000 [9], propone las siguientes seis fases:

1. Comprensión del negocio.
2. Comprensión de los datos.
3. Preparación de los datos.
4. Modelado.
5. Evaluación.
6. Distribución [1].

El documento está organizado en siete capítulos correspondientes a las seis fases de la metodología más este capítulo introductorio que pretende justificar la estructura y el uso de la metodología.

1.4 Contribuciones

Entre las contribuciones del proyecto se encuentra el estudio exhaustivo de las bases de ENLACE, CEMABE y del Formato 911, así como la creación de nuevas variables cuya descripción está disponible en el apéndice A. Asimismo, se contribuye a la sociedad científica con un nuevo enfoque para estudiar el desempeño escolar. Es el primer estudio que combina el F911, el CEMABE y los resultados de ENLACE para estudiar el rendimiento académico. A diferencia de los estudios anteriores sobre la prueba ENLACE, en este proyecto se utilizan modelos tradicionales y de aprendizaje

[1] Las traducciones de la metodología están basadas en el Manual de CRISP-DM de IBM [10].

de máquina. Finalmente, pretende ofrecer una solución al problema de la calidad educativa al identificar escuelas en riesgo de disminuir su desempeño académico y hacer disponible el producto a través de una página web.

CAPÍTULO 2

COMPRENSIÓN DEL SECTOR EDUCATIVO

Este capítulo presenta el panorama general y explora las necesidades del "negocio". Para fines del proyecto, el negocio es el sector educativo.

A continuación, se introduce la problemática de la educación en México y los objetivos del proyecto con el fin de contribuir al desarrollo de un país más justo, más prospero y más libre.

2.1 Determinación de los objetivos del sector

La educación es de vital importancia para el desarrollo de un país y en México la calidad educativa es insuficiente. Como resultado, existen instituciones públicas y privadas cuya meta es mejorar el desempeño académico a través de diversos proyectos y programas.

2.1.1 Contexto

La educación es relevante porque los beneficios de una sociedad más escolarizada se ven reflejados en una menor tasa de mortalidad [11], mayor democracia, participación ciudadana [12] y crecimiento económico [13] de la mano de una mayor equidad en la distribución de ingresos [14] [15].

La escolaridad se refiere al periodo de asistencia a un centro escolar [16]. Sin embargo, los beneficios no están relacionados con el número de años en la escuela, sino con el aprendizaje dentro de ella [13]. Una forma de medir el aprendizaje es evaluando las

habilidades cognitivas.

La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) desarrolló el Informe del Programa Internacional para la Evaluación de Estudiantes (PISA) con el fin de medir estas habilidades cognitivas. El objetivo es aplicar un examen estandarizado cada tres años en 72 países de la OCDE a alumnos de 15 años, evaluando una base sólida de conocimientos en lectura, matemáticas y ciencias [17].

En México la calidad educativa es insuficiente según los exámenes estandarizados internacionales. El país ha tenido resultados no satisfactorios desde el 2000 hasta el 2015, posicionándose entre los últimos 15 países. A lo largo de esos 15 años, los resultados han sido consistentemente bajos y sin cambios significativos [18]. No obstante, durante el periodo del 2000 al 2015 se han implementado varios programas educativos con el objetivo de mejorar el desempeño en las aulas.

Aunque existen logros del "Programa Nacional de la Educación 2001-2006", del "Plan Nacional de Desarrollo 2007-2012" y de la "Reforma Educativa del 2012" como mayores tasas de asistencia y de eficiencia terminal [18] , todavía existen retos para mejorar el desempeño escolar.

Identificación del problema

Actualmente, el "Proyecto de Nación 2018-2024" del presidente de México, López Obrador, propone la creación del Centro Nacional para la Revalorización del Magisterio y la Mejora Continua de la Educación (CNRMMCE) como sucesor del Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación (INEE). El CNRMMCE deberá realizar estudios, investigaciones especializadas, emitir lineamientos relacionados con el desempeño escolar así como mejorar escuelas. El Estado deberá garantizar que los materiales didácticos, la infraestructura educativa, su mantenimiento y las condiciones del entorno contribuyan a los fines de la educación a través de programas sociales

[19]. Es decir, el gobierno está interesado en implementar programas sociales con el fin de mejorar el desempeño escolar. Asimismo, cabe destacar que la meta no solo es gubernamental. Existen varías organizaciones de la sociedad civil con el objetivo de elevar la calidad de la educación en México [1].

Antecedentes

Históricamente han existido y existen varios programas gubernamentales y de sociedades civiles orientados a mejorar el desempeño de las escuelas [2].

Una de las mayores dificultades de estos programas es seleccionar a las escuelas beneficiarias. Algunos programas, como los Programas Compensatorios Escolares, no han tenido resultados satisfactorios porque las escuelas atendidas no correspondían plenamente a los criterios de focalización y su distribución podía mejorar significativamente [21].

La definición de prioridad de los programas sociales, en qué y dónde se invierte primero, puede ser dictada por el gobierno federal, por los propios agentes del sistema escolar o por la organización civil. En algunos casos, se realizan entrevistas con directivos y docentes e históricamente se ha dado prioridad a aspectos que tienen que ver

[1]Entre estas organizaciones se encuentran: Bécalos de Fundación Televisa, Sembrando Arte y Tecnología para la educación, Junior Achievement Worldwide y Proeducación [20].

[2]Entre los programas que existen o han existido, se encuentran: El Programa Escuelas de Tiempo Completo, Programa Desayunos Escolares, Programa de Acciones Compensatorias para Abatir el Rezago Educativo en la Educación Inicial y Básica, Proyecto de Atención Educativa a la Población Indígena, Proyecto de Atención Educativa a la Población Infantil Agrícola Migrante, Proyecto de Enciclomedia, Programa de Escuelas de Bajo Rendimiento, Programa de Fortalecimiento del Servicio de la Educación Telesecundaria, Programa de Habilidades Digitales para Todos, Programa Asesor Técnico Pedagógico y para la Atención Educativa a la Diversidad Social Lingüística y Cultural, Programa Desayunos Escolares, Programa de Acciones Compensatorias para Abatir el Rezago Educativo en la Educación Inicial y Básica, Programa de Educación Inicial y Básica para la Población Rural e Indígena, Programa de Educación Primaria para Niñas y Niños Migrantes, Programa de Escuela Segura, Programa de Infraestructura, Programa Escuelas de Calidad, Programa Escuela Siempre Abierta, Programa Emergente para la Mejora del Logro Educativo, Programa Fortalecimiento de la Educación Especial y de la Integración educativa, Programa Nacional de Inglés en Educación Básica, Programa Nacional de Lectura, Programa Ver Bien para Aprender Mejor y Proyecto Mejoramiento del Logro Educativo en Escuelas Primarias Multigrado.

con la infraestructura física de los establecimientos escolares y no con la calidad de docentes o servicios de la escuela [21]. En otros casos, las escuelas interesadas hacen una solicitud antes del proceso de entrevista.

2.1.2 Objetivos del sector

El sector educación tiene como objetivo garantizar una educación de calidad que promueva las oportunidades de aprendizaje a lo largo de la vida [22].

Una de las estrategias mencionadas previamente son los programas escolares. El objetivo del sector educativo es que los programas escolares sean exitosos y el éxito de los programas radica en la asignación de recursos. Por lo tanto, uno de los objetivos del sector educativo es determinar a qué escuelas asignarle recursos.

Actualmente, la asignación de programas es tardada y costosa ya que se levantan entrevistas y mientras mayor se desee que sea el alcance, más costosa y prolongada es. Asimismo, cada programa va dirigido a un tipo de escuela o a una región geográfica especifica.

Tomando esto en cuenta, el objetivo del sector se entiende como tomar decisiones sobre la asignación de programas sociales de forma informada, precisa y haciendo distinción entre regiones geográficas.

2.1.3 Criterios de éxito del sector

El criterio de éxito es correctamente determinar cuáles escuelas están en riesgo de tener rendimiento académico decreciente e identificar cambios o elementos de la escuela que estén relacionados con una caída en el desempeño general.

2.2 Valoración de la situación

En esta sección se explora a detalle los recursos, limitaciones y supuestos para determinar los objetivos de minería de datos.

Los programas educativos actuales tienen diferentes enfoques y están focalizados para diferentes poblaciones. Tienen en común el objetivo de mejorar la calidad educativa. La calidad educativa es un problema multidimensional que se puede medir y evaluar de distintas maneras cuantitativas y cualitativas.

En la sección 2.1.1 se mencionó que una forma de medir el aprendizaje y calidad educativa son las habilidades cognitivas. Finalmente se argumentó que las pruebas estandarizadas sirven para medir estas habilidades cognitivas. Con esto en mente, una forma de estimar cuantitativamente la calidad educativa puede ser examinando los resultados de pruebas estandarizadas.

Tomando en cuenta el objetivo del sector de tomar decisiones informadas, resulta interesante conocer no solo el desempeño académico sino también las características de las escuelas, alumnos y profesores.

2.2.1 Inventario de recursos

Valorando la situación, los recursos que se necesitan son resultados de pruebas estandarizadas y características de la infraestructura, los profesores y los alumnos de las escuelas primarias. A continuación, se mencionarán los recursos de información disponibles.

El primero de estos recursos son los resultados de pruebas estandarizadas. México participa en la prueba estandarizada internacional PISA e internamente aplica y ha implementado otras pruebas estandarizadas como Exámenes de la Calidad y el Logro Educativo (EXCALE), Evaluación Nacional de Logro Académico en Centros Escolares

(ENLACE) y Plan Nacional para la Evaluación de los Aprendizajes (Planea).

Tabla 2.1: Pruebas estandarizadas aplicadas en México

Prueba	Nivel de educación	Frecuencia de aplicación	Número de escuelas (último año)	Años evaluados	Datos disponibles por escuela
EXCALE	Básica y Media Superior	Cada tres años un mismo grado	3,552	2005- 2016	Sí
ENLACE	Básica y Media Superior	Cada año	122,608	2006-2014	Sí
Planea	Básica y Media Superior	Cada año	36,567	2014-2018	Sí
PISA	Media Superior	Cada 3 años	231	2003-2018	No

La tabla 2.1 muestra una comparación entre las cuatro pruebas mencionadas anteriormente. La última en la lista es PISA, una prueba internacional con el defecto de que los datos no están disponibles a nivel escuela y evalúa a un menor número de escuelas que las pruebas nacionales. Además de PISA, Planea es la única prueba que sigue vigente. Esto quiere decir que PLANEA tiene resultados más recientes, sin embargo su alcance es menor al de ENLACE.

ENLACE es la prueba con mayor alcance en cuanto a número de años que se aplicó la prueba a un mismo grado, el número de escuelas evaluadas en un mismo año y el número de alumnos que realizaron la prueba en un año dado.

Además de los resultados de las pruebas mencionadas anteriormente, el segundo recurso de información disponible son las características de las escuelas, los alumnos, directivos y personal docente. Para esto se tienen dos fuentes de información principales que son el Formato Estadístico 911 (F911) y el Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial (CEMABE).

La primera fuente de información, el Formato Estadístico 911 (F911), es un cuestionario llenado, en teoría, por todos los centros educativos del país al inicio y al final

de cada ciclo escolar. El formato incluye información sobre el número de alumnos por grado, desglosado por edad, el nivel de escolaridad del personal, estadísticas sobre los salones en uso y los alumnos discapacitados o con aptitudes sobresalientes [23].

La segunda fuente de información, el Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial (CEMABE), fue un esfuerzo del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) y la SEP para recopilar información sobre el inmueble físico de los centros de trabajo.

En resumen, el inventario final de datos consta de los siguientes elementos:

- Resultados de pruebas estandarizadas (EXCALE, ENLACE y Planea).
- Información de los alumnos y del personal del centro de trabajo (F911).
- Características físicas de las escuelas (CEMABE).

Los datos se complementan con los siguientes recursos:

- Asesores y expertos en el tema de educación [3] y de minería de datos [4].
- Acceso a un servidor remoto con 512 GB de memoria y 20 núcleos.
- Conocimiento y experiencia previa con Python .
- El paquete de modelos algorítmicos y estadísticos Scikit-learn [24].

2.2.2 Requerimientos funcionales, supuestos y restricciones

Requerimientos funcionales

Los requerimientos funcionales del producto de datos son los siguientes:

[3] Dr. Enrique Seira.
[4] M.S. Juan Salvador Mármol

- **Cobertura**. El producto deberá tener información de la mayor cantidad de escuelas posible.
- **Datos abiertos**. El producto deberá ser construido utilizando en su mayoría datos abiertos.
- **Integración de datos**. El producto deberá integrar datos de diferentes fuentes, años y formatos.
- **Limpieza de datos**. El producto deberá presentar y utilizar datos limpios. En especifico, se deberán manejar los valores faltantes, diferentes codificaciones y los errores tipográficos.
- **Ingeniería de características**. El producto deberá identificar las variables más importantes y crear nuevas variables significativas a partir de las originales.
- **Interpretabilidad**. El producto deberá ser entendible. Deberá ser posible interpretar los resultados.
- **Transparencia**. El proceso de construcción del producto deberá estar bien documentado, deberá ser replicable y transparente en todos sus pasos.
- **Flexibilidad**. El producto deberá ser flexible y adaptarse a requerimientos específicos por usuario. Por ejemplo: visualizar resultados para una entidad federativa en particular.
- **Alcance**. El producto deberá tener un gran alcance. Es decir, deberá poder ser utilizado en toda la República Mexicana.
- **Comunicación de los resultados**. El producto de datos deberá estar disponible en línea y se deberá poder hacer consultas al servicio web.

Supuestos

Existen tres grandes supuestos. El primero y el mayor supuesto es que las pruebas estandarizadas como el ENLACE miden el desempeño académico de una escuela. El segundo es suponer que las características de la escuela y de los alumnos tienen relación con el desempeño académico. El tercero es que los programas sociales tienen algún efecto significativo sobre el desempeño escolar. Este supuesto está basado en el impacto positivo significativo del programa Escuelas de Tiempo Completo [25].

Restricciones

El proyecto tiene las siguientes tres restricciones: disponibilidad, presupuesto y calidad de los datos.

En primer lugar, el proyecto está sujeto a qué datos están disponibles. Asimismo, las escuelas de las cuales no se tiene información (por ejemplo, las que no presentaron ENLACE) restringen el análisis y cuestionan la generalidad de los resultados.

En segundo lugar, el proyecto no tiene presupuesto. Por lo tanto, las herramientas computacionales están restringidas por la memoria de una computadora de 24 GB. En caso de que alguna base exceda la capacidad de la computadora, se utilizarán otras herramientas disponibles en un servidor remoto con aplicaciones limitadas o en la nube.

En tercer lugar, la calidad del proyecto es proporcional a la calidad de los datos. Los datos de baja calidad, capturados a través del tiempo por diferentes personas y organismos, restringen el desempeño de los modelos y del proyecto.

2.2.3 Riesgos y contingencias

La tabla 2.2 muestra algunos riesgos y posibles contingencias.

Tabla 2.2: Posibles riesgos y contingencias

Riesgo	Probabilidad (1-4)	Impacto (1-4)	Contingencia
No obtener los datos del formato 911	3	3	Utilizar únicamente la información del CEMABE
No identificar errores de captura en las bases de datos	2	4	Documentar y publicar la limpieza de las bases para recibir retroalimentación
Tener una variable objetivo sesgada, no confiable o informativa	2	4	Documentar la creencia de que no es confiable y explorar por qué

2.2.4 Terminología

A continuación, se incluyen dos glosarios. Uno del sector educativo y otro con terminología de la minería de datos.

El siguiente glosario incluye términos relevantes en el sector educativo:

- **Centro de trabajo**. Unidad productiva. Un centro de trabajo educativo es coloquialmente una escuela. Todos los centros de trabajo tienen una *Clave de Centro de Trabajo (CCT)* que identifica únicamente a cada escuela. En este caso, múltiples centros de trabajo pueden estar en un mismo inmueble. Es decir, un mismo edificio físico puede tener varios CCT dependiendo el turno (matutino, vespertino o completo) o nivel educativo (pre-escolar, primaria o secundaria) [26].

- **Personal docente**. Se refiere al personal del centro de trabajo con funciones de docencia. Coloquialmente son los "profesores".

- **Sostenimiento**. Fuente que proporciona los recursos financieros para el funcionamiento del centro de trabajo. Las principales son estatal, federal, CONAFE

y privada [26].

- **Grado de marginación**. Es un indicador multidimensional que mide la intensidad de las privaciones padecidas por la población a través de 9 formas de exclusión agrupadas en 4 dimensiones: educación, vivienda, distribución de la población e ingresos monetarios [26].

El siguiente glosario incluye términos relevantes sobre la minería de datos:

- **Modelos de datos**. Asume que los datos se generaron utilizando un modelo estocástico y se concentra en estimar los parámetros del modelo supuesto. Ejemplos: Regresiones Lineales y Regresiones Logísticas [27].
- **Modelos algorítmicos**. No asume un modelo, considera que los datos se generaron de forma compleja y desconocida. Se concentra en hacer predicciones y obtener información precisa. Ejemplos: Redes Neuronales y Árboles de Decisión [27].
- **Limpieza de datos**. Es la parte de la preparación de datos encargada de que los datos cumplan con un mismo formato.
- **Valores faltantes**. Aquellos elementos cuyo valor es desconocido.

2.2.5 Análisis de costos y beneficios

Los beneficiarios del sistema son, en primera instancia, las instituciones que buscan identificar escuelas en riesgo de tener bajo desempeño y con potencial de crecimiento como el CNRMMCE. Como consecuencia, los beneficiarios finales son las escuelas que recibirán apoyo y la sociedad que a largo plazo tendrá mayores niveles de educación y calidad de vida.

Por un lado, el principal costo del proyecto es el tiempo invertido recuperando, limpiado y manipulando datos. Asimismo, un costo a considerar a futuro son los recursos de almacenamiento y procesamiento de datos y la renta mensual si se desea mantener una aplicación en la nube.

Por otro lado, el proyecto trae el beneficio de hacer accesible el análisis y conjunto de datos. Al igual que contribuir con una propuesta en México para optimizar la asignación de recursos. Esta propuesta presenta grandes ahorros a los métodos tradicionales de visitar los centros de trabajos y realizar entrevistas y trae el beneficio de tener mayor alcance ya que un mayor número de escuelas pueden ser consideradas.

2.3 Determinación de los objetivos de minería de datos

2.3.1 Objetivos del proyecto de minería de datos

Tomando en cuenta los objetivos del sector educativo y los requerimientos funcionales mencionados anteriormente, el objetivo del proyecto de minería de datos es responder la siguiente pregunta: "¿cuáles escuelas primarias están en riesgo de bajar su desempeño académico?"

Se identifican los siguientes dos objetivos específicos:

1. Construir un modelo para predecir qué escuelas están en riesgo de tener rendimiento escolar decreciente.

2. Crear una aplicación web para hacer disponible el modelo y sus resultados.

En específico, suponiendo que las pruebas estandarizadas miden el desempeño académico de una escuela, el primer objetivo específico se traduce en predecir los cambios negativos de "alguna" prueba estandarizada para una misma escuela entre diferentes años.

Dado que uno de los requerimientos es que el proyecto tenga una gran cobertura, conviene utilizar los resultados del ENLACE ya que, como se observa en la tabla 2.1, es la prueba que se aplicó en el mayor número de escuelas.

El problema de predicción se puede abordar como un análisis de clasificación o de regresión. A pesar de que las calificaciones son numéricas y continuas, nos interesan los cambios de resultados promedio a nivel escuela. En situaciones del mundo real, un quinto de desviación estándar (0.2) se considera un efecto significativo y grande [28]. Por lo tanto, podemos clasificar aquellas escuelas cuyo desempeño bajó 0.2 desviaciones estándar en un determinado periodo como escuelas con "rendimiento decreciente".

Como resultado, el primer objetivo específico se centrará en construir un modelo de clasificación de escuelas con cambios negativos en la prueba ENLACE.

2.3.2 Criterios de rendimiento del proyecto de minería de datos

Por un lado, el producto será exitoso si crea nuevo conocimiento y se genera un impacto positivo. Es decir, si se toman decisiones de programas sociales o de políticas públicas utilizando la información del producto de datos.

Por otro lado, también se considerará exitoso si se determina que los datos no pueden responder la pregunta planteada.

Estos criterios corresponden al producto de datos, en cuanto al proyecto el criterio de éxito es entender, explorar y aplicar la metodología CRISP-DM y cumplir con los objetivos específicos.

2.4 Soluciones relacionadas

2.4.1 Modelos de datos

El Banco Mundial realizó un estudio en el 2012, utilizando los datos de ENLACE y de una encuesta de contexto a participantes de la prueba, en el cual se construyó un modelo econométrico para encontrar las determinantes del logro escolar en México. Los resultados indican que el 40 % de las diferencias en las calificaciones de matemáticas se pueden explicar por la infraestructura de la escuela, la calidad de los docentes y la relación entre los estudiantes y autoridades escolares, medidas como opiniones de los alumnos en la encuesta de contexto. Las principales desventajas de este modelo son que utiliza una pequeña muestra de la población (120,000 alumnos de los 14,098,879 alumnos que presentaron la prueba) y que no toma en cuenta interacciones entre variables [15].

2.4.2 Modelos algorítmicos

Métodos con árboles

El artículo "*Student and school performance across countries: A machine learning approach*" [29] presenta un análisis de determinantes de resultados de la prueba PISA. La prueba PISA, como se mencionó anteriormente, es una prueba estandarizada a nivel mundial (similar a la prueba ENLACE en México). El artículo encuentra características de los estudiantes asociadas con resultados en la prueba y características de la escuela que contribuyen al valor agregado de la escuela. Asimismo, se exploran relaciones no-lineales e interacciones entre variables. Esto se logra utilizando métodos basados en árboles que son más flexibles que los modelos tradicionales estadísticos ya que no se basan en suposiciones paramétricas. En primera instancia, se utiliza una regresión multinivel de árboles para estimar el valor agregado de la escuela. Más ade-

lante, con árboles de regresión y *boosting* se relaciona el valor agregado de la escuela con las características de la escuela.

Métodos con redes neuronales

El artículo "*GritNet: Student Performance Prediction with Deep Learning*" [30] plantea el problema de predicción de desempeño de un alumno como un análisis de eventos secuenciales y propone una red neuronal (GridNet) construida sobre una memoria bidireccional de corto plazo prolongado (*Bidirectional Long Short-Term Memory*). Este método se basa en el principio que las redes recurrentes pueden usar sus conexiones de retroalimentación para guardar representaciones de eventos recientes en forma de activaciones.

2.4.3 Valoración de herramientas y técnicas

Se utilizará Stata y R para la exploración de datos, el pre-procesamiento de datos se realizará en Stata y el modelado y despliegue se implementará en Python. Python es un lenguaje de programación interpretado con las ventajas de suportar múltiples bibliotecas de minería de datos [31]. Entre las bibliotecas disponibles cabe destacar Pandas para manejo de tablas, NumPy para el manejo de arreglos y Scikit-learn para herramientas de minería de datos y aprendizaje de máquina.

Otros lenguajes de programación usados comúnmente en problemas de minería de datos son R y Stata. Ambos ofrecen buenas herramientas para visualizar y analizar datos. Por ejemplo, Stata permite abrir y manipular archivos muy grandes y en una gran variedad de formatos, incluyendo DBS. Esto es relevante porque las bases del F911 están en formato DBS. Asimismo, se tiene acceso a un servidor remoto con Stata que permite manipular conjuntos de datos que una computadora personal de 24 GB no puede cargar en memoria.

2.5 Resumen del capítulo

En este capítulo se identificó la necesidad del sector educativo de optimizar la asignación de escuelas a programas sociales. Para lograr esto, el objetivo del proyecto de minería de datos es identificar a las escuelas en riesgo de decrementar su desempeño académico. Finalmente, se identificaron fuentes de datos útiles como el CEMABE, F911 y los resultados de pruebas estandarizadas.

CAPÍTULO 3

COMPRENSIÓN DE LOS DATOS

El objetivo de este capítulo es reportar la recopilación de datos, describir los datos iniciales para más adelante explorar y verificar la calidad de los datos.

3.1 Recopilación de datos iniciales

En la sección "Valoración de la situación" del capítulo 1 se describe el inventario de recursos. En resumen, este inventario costa de los siguientes datos:

- Resultados de pruebas estandarizadas por escuela (EXCALE, ENLACE y Planea).
- Información de los alumnos y del personal del centro de trabajo (F911).
- Características de las escuelas (CEMABE).

La tabla 3.1 muestra los conjuntos de datos iniciales, el formato y el método que se utilizó para obtenerlos.

3.1.1 Recopilación resultados de pruebas estandarizadas

Los resultados de EXCALE, PISA y Planea están disponibles en el portal del INEE en la sección de evaluaciones y bases de datos [1].

[1] Información disponible para descargar en la siguiente liga: https://www.inee.edu.mx/evaluaciones/bases-de-datos/

Tabla 3.1: Conjunto de datos obtenidos

Nombre	Formato	Método
Censo escuelas CEMABE	CSV	Descarga electrónica
2013		cemabe.inegi.org.mx/
F911	DBF	Solicitud email
2006-2013		plataformadetransparencia.org.mx
Resultados ENLACE	Varios	Descarga electrónica
Por escuela		enlace.sep.gob.mx/
2006-2007 y 2009-2013		
Resultados ENLACE	CSV	Solicitud CIE
Por alumno		Centro de Investigación Económica
2006-2013		ITAM

En el capítulo anterior se propuso utilizar los resultados de ENLACE porque en comparación de las otras pruebas, tuvo mayor alcance en cuanto a número de alumnos y número de escuelas.

Los resultados ENLACE se pueden obtener a nivel escuela y a nivel alumno.

A nivel escuela, los resultados históricos de ENLACE están disponibles en el portal de ENLACE [2] [3]. Cabe destacar que los resultados del 2006 y del 2007 están integrados en una misma tabla y que los resultados a nivel escuela nacional no están disponibles para el 2008.

Asimismo, los datos a nivel alumno se obtuvieron del Centro de Investigación Económica del ITAM.

3.1.2 Recopilación resultados del formato estadístico 911

Los conjuntos de datos del Formato 911 se solicitaron por Internet mediante la Plataforma Nacional de Transparencia (PNT). Dicho organismo envió las bases por correo

[2] Resultados desde 2006 hasta 2012 disponibles en la siguiente liga: http://www.enlace.sep.gob.mx/ba/resultados_anteriores/

[3] Resultados del 2013 disponibles en la siguiente liga: http://www.enlace.sep.gob.mx/content/ba/pages/base_de_datos_completa_2013/

a un domicilio en un CD con un costo de diez pesos más gastos de envío [32].

Se obtuvieron las respuestas del formato de inicio de cursos y fin de cursos para primaria desde el 2006 hasta el 2013.

3.1.3 Recopilación datos del CEMABE

Los datos del Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial se descargaron desde el portal de Datos Abiertos del Gobierno de México [33].

3.2 Descripción de los datos

Todos los datos recopilados a nivel escuela se pueden identificar únicamente con la Clave de Centro de Trabajo (CCT).

3.2.1 Descripción ENLACE

Tabla 3.2: Descripción general datos ENLACE por escuela

Año	Nombre	Extensión	Tamaño (MB)	Escuelas	Variables
2006, 2007	e2006_2007	DBF	139	397,424	35
2009	e2009 (hoja 1)	XLS	71	49,988	84
2009	e2009 (hoja 2)	XLS	54	38,304	84
2010	e2010 (hoja 1)	XLS	75	55,651	81
2010	e2010 (hoja 2)	XLS	45	33,884	81
2011	e2011 (hoja 1)	XLS	66	48,521	81
2011	e2011 (hoja 2)	XLS	56	42,027	81
2012	e2012 (hoja 1)	XLS	41	45,742	81
2012	e2012 (hoja 2)	XLS	34	38,114	81
2013	e2013 (hoja 1)	XLS	66	48,521	81
2013	e2013 (hoja 2)	XLS	56	42,027	81

La tabla 3.2 muestra los nombres, extensiones, tamaños y dimensiones de los datos de resultados de ENLACE a nivel escuela.

La tabla 3.3 muestra los conjuntos de datos a nivel alumno, cada alumno está identificado con un folio único en cada año. Las bases de datos a nivel alumno sí cuentan con los resultados del 2008.

Tabla 3.3: Descripción general datos ENLACE por alumno

Nombre	Tamaño (MB)	Alumnos	Escuelas	Variables
ENLACE2006	969	9,529,490	111,316	15
enl07_A	548	3,966,280	45,876	20
enl07_B	858	6,182,386	74,020	20
RESULT_ALUMNOS_08_A	408	4,306,540	51,539	21
enl08_B	843	5,646,800	68,433	23
RESULT_ALUMNOS_09_A	847	8,029,920	88,285	30
RESULT_ALUMNOS_09_B	947	5,157,768	29,496	32
RESULT_ALUMNOS_10_A	266	6,054,266	52,526	8
RESULT_ALUMNOS_10_B	279	6,054,266	67,379	8
RES_ENLACE_10_2	2,495	13,772,359	119,905	30
resul_enlace_11	1,152	8,759,180	90,538	33
resul_alum_eb12	1,411	13,507,167	114,346	32
enl2013_alum	3,304	14,098,879	120,648	21

Nota: Todas las bases están en formato de texto *Comma-Separated Values* (CSV)

Por un lado, una variable relevante que se encuentra en las bases a nivel escuela y no a nivel alumno es el grado de marginación de la escuela. Por el otro lado, las bases a nivel escuela contienen el porcentaje de copia mientras que a nivel alumno se sabe si "copió" o no. Esto se explicará con más detalle en secciones futuras.

3.2.2 Descripción F911

La SEP, a través de la Dirección General de Planeación y Programación (DGPP), realiza el levantamiento de la información estadística de todos los centros educativos al inicio y fin de cada ciclo escolar, en todas las entidades federativas del país, utilizando el formato estadístico 911 [23]. Cabe resaltar que el formato es diferente para primarias generales, indígenas y comunitarias. Es decir, el número y el orden de las preguntas es diferente en cada caso.

Los datos del F911 se recopilaron en formato DBF. La tabla 3.4 muestra el número de observaciones del Formato 911 para cada tipo de escuela: general, comunitaria e indígena. Cada observación representa una escuela.

Tabla 3.4: Número de observaciones del formato 911 del inicio de cursos

	Número de observaciones		
Año	**General**	**Comunitaria**	**Indígena**
2006	76,991	12,296	9,830
2007	77,366	11,966	9,865
2008	77,702	11,637	9,953
2009	78,096	11,511	9,975
2010	78,430	11,756	10,036
2011	78,545	11,860	10,080
2012	78,836	11,866	10,173
2013	78,809	11,807	10,200

Como muestra la tabla 3.4 el número de escuelas comunitarias e indígenas a comparación con las escuelas generales es muy pequeño. Por esa razón el análisis se centrará en escuelas generales.

3.2.3 Descripción CEMABE

El Censo de Escuelas, Maestros y Alumnos de Educación Básica y Especial (CEMABE) se llevó a cabo durante septiembre, octubre y noviembre del 2013 con el objetivo de captar las características específicas de las escuelas, maestros y alumnos de instituciones públicas y privadas de educación básica del sistema educativo escolarizado y especial. El censo incluye la situación de la infraestructura instalada, los servicios, el equipamiento y mobiliario escolar de cada inmueble educativo, así como el uso de los espacios disponibles [34].

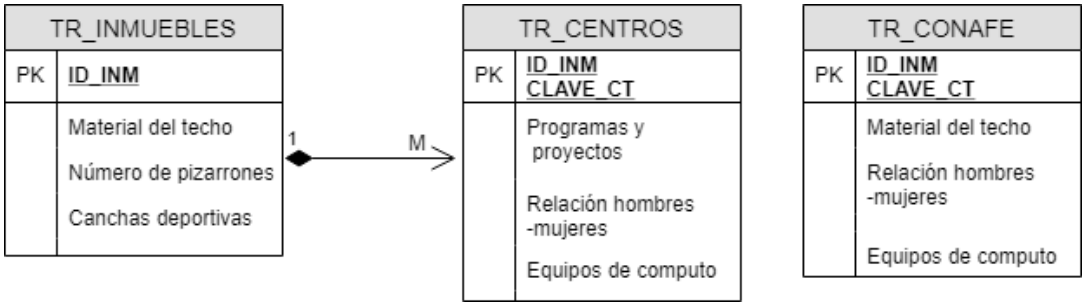


Figura 3.1: Diagrama entidad relación de tablas del CEMABE

Las datos del CEMABE se recopilaron en formato CSV. El conjunto de datos consta de tres tablas. La figura 3.1 muestra el diagrama de entidad relación de las tablas del CEMABE. Las tablas TR_INMUEBLES y TR_CENTROS se pueden unir por la clave de identificación del inmuebles ID_INM, la relación es de uno a muchos. Esto quiere decir que un inmueble puede tener varios centros de trabajo; por ejemplo, en un mismo edificio puede trabajar una escuela con turno matutino y otra escuela con turno vespertino o una escuela primaria y secundaria. Sin embargo, la tabla TR_CONAFE no se relaciona con ninguna de las otras tablas. La tabla TR_CONAFE contiene información similar a TR_INMUEBLES y TR_CENTROS para escuelas comunitarias de la Consejo Nacional de Fomento Educativo (CONAFE).

La tabla 3.5 muestra las dimensiones de los datos recopilados del CEMABE.

Tabla 3.5: Descripción general datos CEMABE

Nombre	**Extensión**	**Tamaño**	**Número de observaciones**	**Número de columnas**
TR_CENTROS	CSV	300 MB	177,829	266
TR_INMUEBLES	CSV	193 MB	149,707	161
TR_CONAFE	CSV	29 MB	33,849	155

Cabe resaltar que las variables de las tablas tienen un formato numérico en la mayoría de los casos y que los valores faltantes están representados por los números "9","99","999","9999" o "99999".

3.3 Exploración de datos

A continuación se muestran resultados significativos de la exploración de datos.

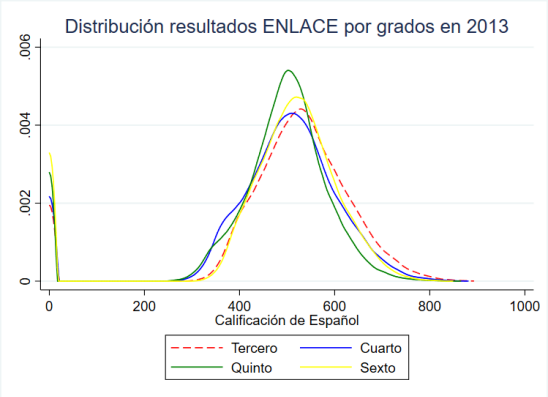
3.3.1 Exploración univariada

La variable sobre la cual nos interesa predecir los cambios es la calificación ENLACE. Los datos se obtuvieron a nivel escuela y a nivel alumno.

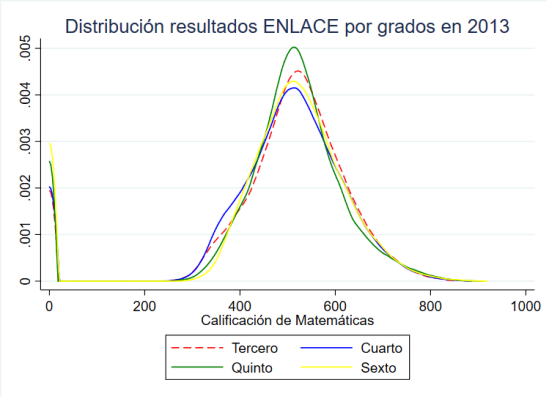
ENLACE nivel escuela

Las figuras 3.2a y 3.2b muestran la distribución de calificaciones de ENLACE del 2013 por grado. Las figuras muestran un "pico" en el cero, es decir, se observan muchas calificaciones con valor cero. Dado que la calificación mínima posible son 200 puntos, las calificación cero indican que en ese año, ese escuela y ese grado no presentaron la prueba.

El resto de la exploración se realizó utilizando las calificaciones corregidas. La correc-

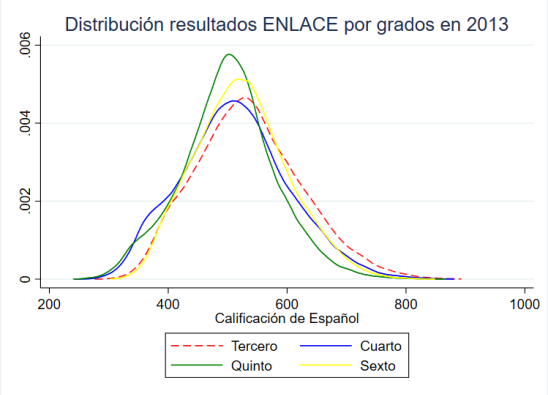


(a) Español

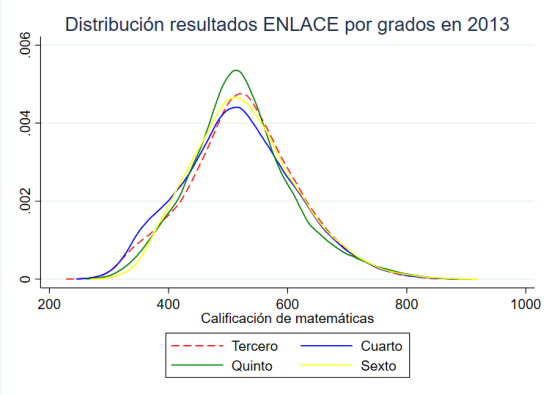


(b) Matemáticas

Figura 3.2: Calificaciones de primaria por grado escolar



(a) Español



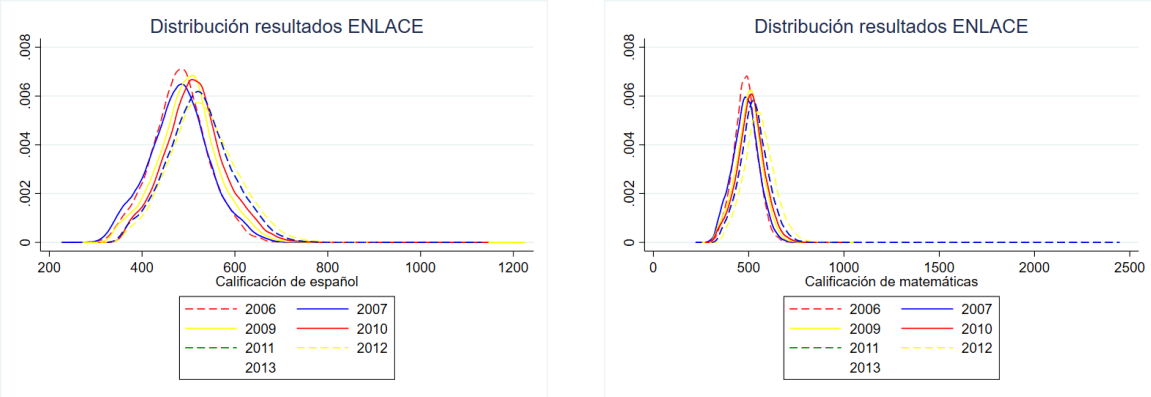
(b) Matemáticas

Figura 3.3: Calificaciones de primaria por grado escolar corregidas.

ción en las figuras 3.3a y 3.3b fue eliminar las observaciones con calificación cero.

Las figuras 3.4a y 3.4b muestran las distribuciones promedio de todos los grados en siete años que se aplicó la prueba (faltan los datos del 2008). Una vez más, las diferencias en las distribuciones se explican como resultado de escalas diferentes. Asimismo, es muy probable que existan calificaciones mal capturadas, fuera de rango, que alargan las colas de las distribuciones.

Es interesante que las distribuciones de resultados varían por materia. En todos los años se aplicó la prueba de Español, Matemáticas y una materia "extra". Las mate-



(a) Español (b) Matemáticas

Figura 3.4: Comparación de distribución de resultados desde 2006 hasta 2013 (sin 2008)

rias "extras" fueron Ciencias (2008, 2012), Civismo (2009, 2013), Geografía (2011) e Historia (2010).

La figura 3.5 muestra las diferentes distribuciones por materia en sexto de primaria en el 2013. Las diferencias en las distribuciones son resultado de las diferentes escalas en cada materia. Es decir, cada materia tuvo un número de reactivos diferentes en cada año y en cada grado. Como se verá más adelante, para poder hacer comparaciones, se estandarizaron las calificaciones por materia, grado y año.

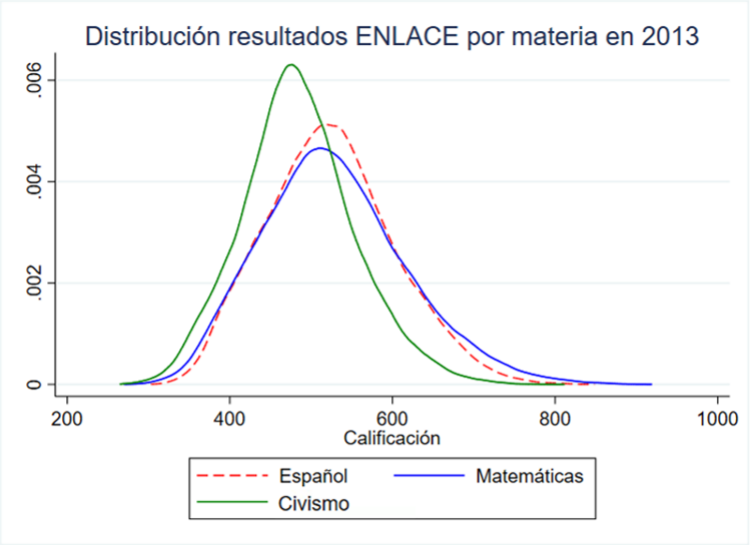
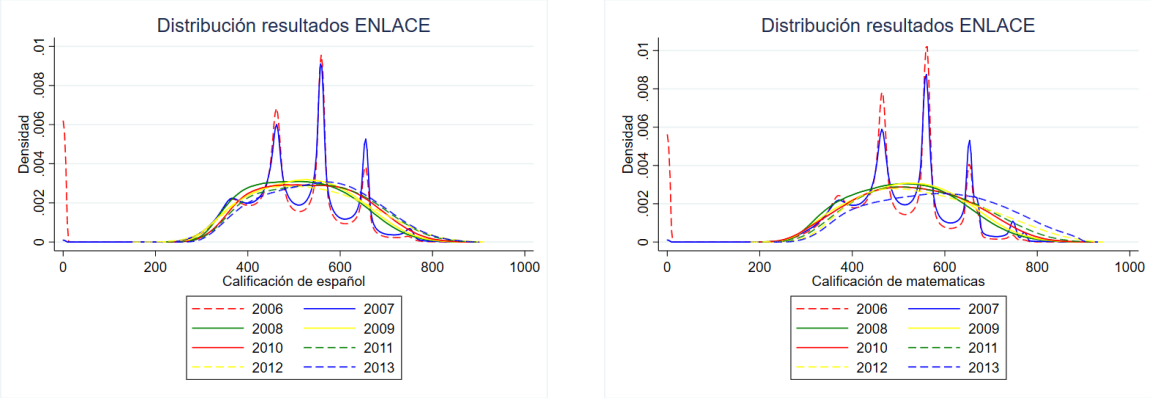


Figura 3.5: Distribución resultados por materia en 2013

ENLACE nivel alumno

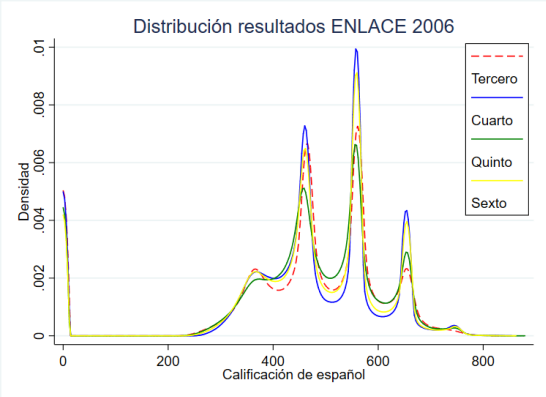
Las figuras 3.6a y 3.6b muestran la distribución de calificaciones de Español y Matemáticas. Cabe resaltar que a nivel alumno sí se tiene información de todos los años pero las distribuciones por año son distintas a las distribuciones por año de los resultados agregados a nivel escuela de las figuras 3.4a y 3.4b.



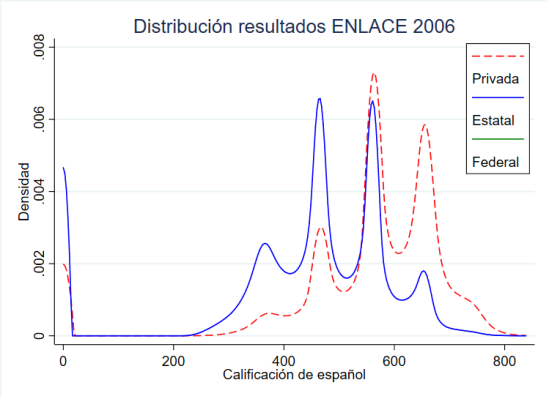
(a) Español (b) Matemáticas

Figura 3.6: Comparación de distribución de resultados desde 2006 hasta 2013

Los años 2006 y 2007 tienen una distribución multi-modal diferente a la distribución normal de los otros años. La figura 3.7a muestra en detalle la distribución de resultados de Español del 2006 desglosada por grado y la figura 3.7b muestra la distribución desglosada por sostenimiento. En ambos casos la distribución es multi-modal. Es posible que los datos del 2006 y del 2007 estén alterados y por eso presenten tal comportamiento. Evidencia que sustenta esto es que a través del portal web es posible obtener los resultados por folio de los alumnos para todos los años excepto 2006 y 2007.



(a) Resultados por grado

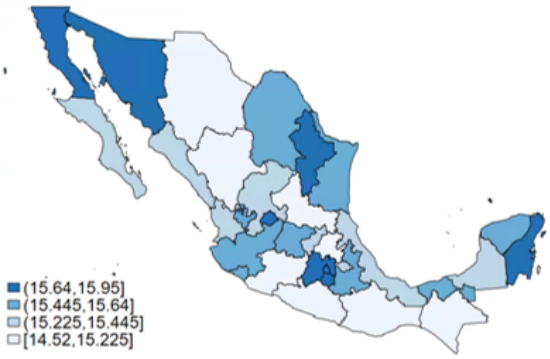


(b) Resultados por sostenimiento

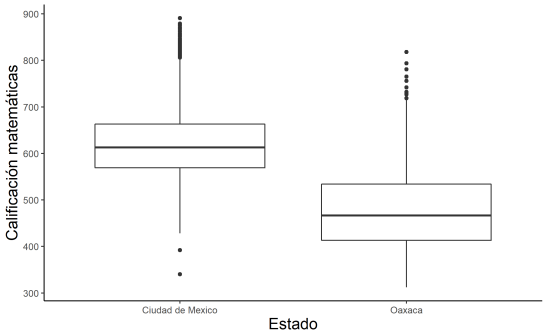
Figura 3.7: Comparación de resultados por grado y sostenimiento

Variables independientes

Se realizaron gráficas de todas las variables de todas las bases para explorar visualmente el comportamiento de los datos. Las figuras 3.9a, 3.8a y 3.9b muestran los resultados notables de la exploración del formato estadístico 911 y las figuras 3.10, 3.11a y 3.11b de los resultados del CEMABE.



(a) Años promedio de escolaridad de los profesores por estado

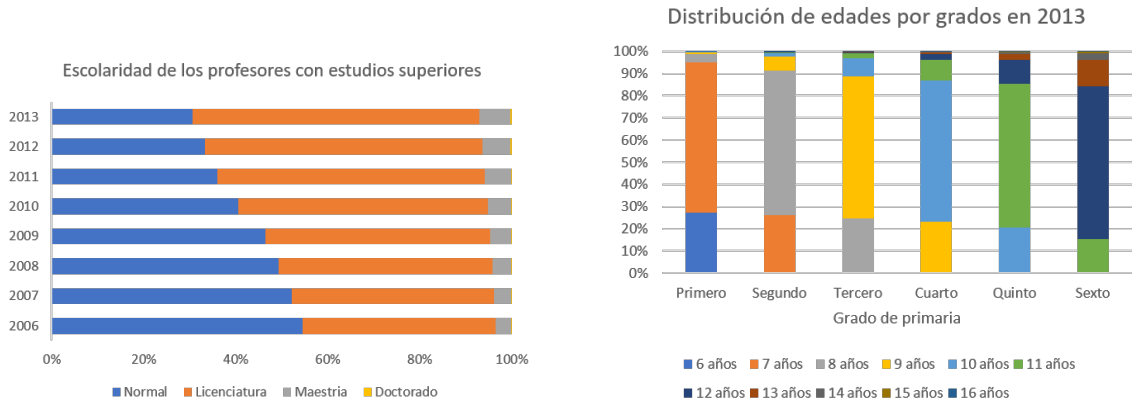


(b) Resultados de Matemáticas de 2012 de la Ciudad de México y Oaxaca

Figura 3.8: Visualizaciones interesantes del F911

En cuanto a la educación de los profesores, como se ve en la figura 3.9a, es interesante que a través de los años hay un mayor porcentaje de profesores con licenciatura y

menor porcentaje de profesores con un título de la normal. Asimismo, como se ve en la figura 3.8a, cabe destacar que a pesar de que Oaxaca y Chiapas son de los estados con menor promedio de años escolaridad de los profesores, la diferencia no es tan grande con Nuevo León o la Ciudad de México. Los profesores de Oaxaca tienen en promedio 14.52 años de escolaridad mientras que en la Ciudad de México el promedio es 15.95. La diferencia es de menos de dos años. Sin embargo, como se ve en la figura 3.8b, parece que las diferencias entre el desempeño de los alumnos son mucho más significativas. Puede ser que la relación entre años de escolaridad y desempeño de los alumnos no sea lineal o dependa de otros factores.



(a) Personal docente titulado

(b) Edades de los alumnos por grado

Figura 3.9: Visualizaciones interesantes del F911

La distribución de edades vista en la figura 3.9b depende del día en el que la escuela recopiló las edades de los alumnos. Por ejemplo, para primero de primaria, las edades registradas en el formato de inicio de cursos cambian durante el ciclo escolar, es muy posible que los alumnos de seis años, cumplan siete durante el año escolar. Lo interesante es que en sexto de primaria los alumnos "dos" años mayores tienen mayor porcentaje que en otros años. Estos alumnos sí podrían ser regazados o repetidores.

La figura 3.10 muestra el número de escuelas que usan computadoras desglosado por usuario. Es interesante que la mayoría de los directivos no usen la computadora

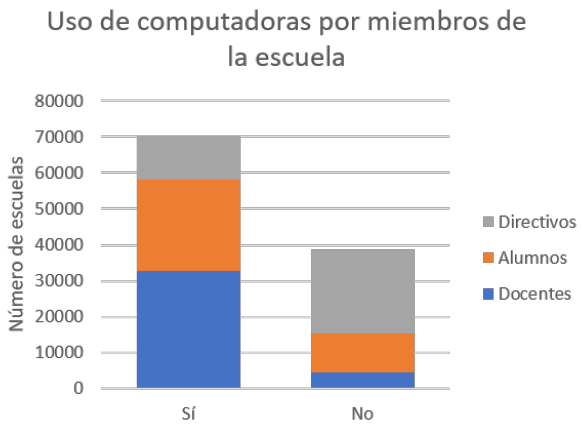
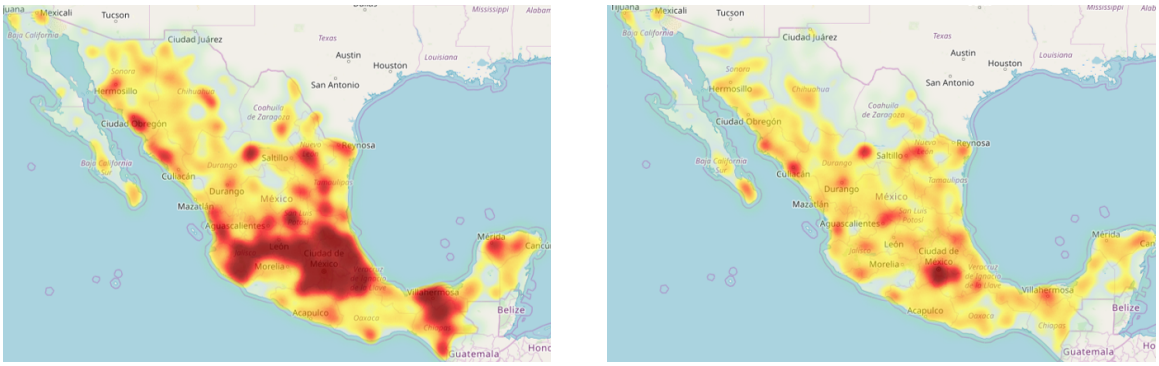


Figura 3.10: Uso de computadoras por miembros de la escuela

mientras que los docentes, en su mayoría, sí la usen de apoyo.



(a) Programa de desayunos escolares

(b) Programa de tiempo completo

Figura 3.11: Mapa de calor de escuelas participantes en programas nacionales. Rojo es una mayor concentración y verde menor.

Las figuras 3.11a y 3.11b muestran la concentración de escuelas con el programa de desayunos escolares y de tiempo completo. Cabe destacar que el centro muestra más concentración porque existe un mayor número y densidad de escuelas en esa zona.

3.3.2 Exploración bivariada

La variable de "cambio negativo en el rendimiento escolar" se construirá utilizando la calificación de ENLACE.

Como fue mencionado anteriormente, existen calificaciones ENLACE de Español, Matemáticas, Ciencias, Geografía e Historia. Sin embargo, únicamente las materias de Español y Matemáticas se presentaron todos los años, por lo cual se tiene más información de dichas materias.

Como muestra la figura 3.12, existe una gran correlación positiva entre los resultados de Español y de Matemáticas. La tabla 3.6 muestra las correlaciones entre materias por escuela. Es decir, cómo se relacionan los resultados de Español con los de Matemáticas, Ciencias, Civismo, Historia y Geografía. Cabe destacar que todas las correlaciones son positivas y mayores a 0.5, esto es relevante porque indica que el desempeño de las escuelas es consistente. Es decir, una escuela con "buenos" resultados en Matemáticas, probablemente también tiene "buenos" resultados en Español, Ciencias, Civismo Historia y Geografía.

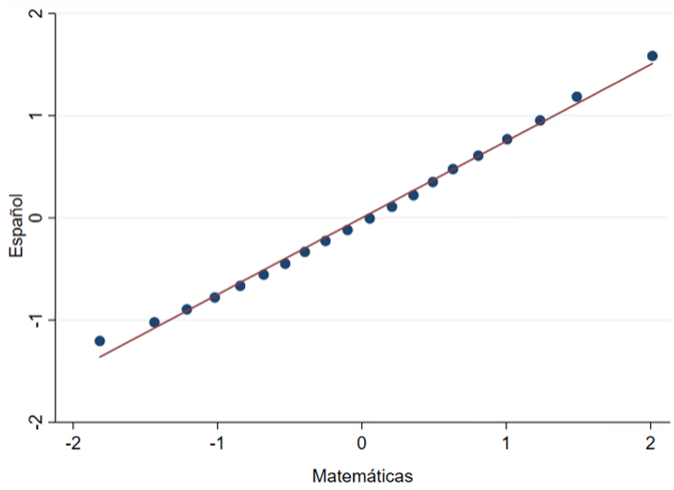


Figura 3.12: Correlación entre resultados español y matemáticas

La figura 3.12 muestra la correlación entre las calificaciones estandarizadas de Matemáticas y Español. A pesar de que, como se ve en la figura 3.12, las materias de Español y Matemáticas están altamente correlacionadas, es posible que los resultados de Español y de Matemáticas surjan de procesos cognitivos distintos. Es decir, el buen dominio de la lengua española se aprende en casa y el buen dominio de las

Tabla 3.6: Tabla de correlaciones entre materias en una misma escuela

	Matemáticas	**Ciencias**	**Civismo**	**Geografía**	**Historia**
Español	0.76	0.74	0.76	0.75	0.64
Matemáticas	-	0.70	0.68	0.73	0.62
Ciencias		-	0.63	0.64	0.60
Civismo			-	0.55	0.59
Geografía				-	0.62

matemáticas se aprende en la escuela [35]. Dado que se desea conocer el desempeño de la escuela, tiene sentido utilizar las calificaciones de Matemáticas.

Un problema que presentan las calificaciones es que cada grado, cada año y cada materia tuvo un número de incisos diferentes. Por lo tanto, la escala es distinta. Una posible solución es estandarizar las calificaciones por grado, materia y año.

Una vez que se estandarizan las calificaciones por materia, grado y año es posible calcular el promedio de la escuela y la diferencia por periodos anteriores. Más adelante se explicará a detalle la construcción de la variable "cambio" y "rendimiento decreciente".

Con el objetivo de entender las interacciones entre el cambio y las características de las escuelas, se calculó la correlación de las variables del CEMABE, y del formato 911 con el cambio de resultados ENLACE.

La tabla 3.7 muestra las 6 variables del formato 911 de inicio de escuelas generales con mayor correlación con el cambio en la calificación promedio ENLACE por escuela. Es interesante como las tres últimas variables están relacionadas con el gasto en la escuela y las dos primeras con el género del personal escolar.

Más adelante, la tabla 3.8 muestra las variables del Formato 911 de fin de cursos con mayor correlación con el cambio. En este caso, las cuatro variables están relacionadas con el personal de la escuela y se repite al igual que al inicio el personal de idiomas.

Tabla 3.7: Correlaciones cambio ENLACE y variables del F911 de inicio de cursos

Nombre de variable	Correlación	Descripción
V833	-0.083	Total de mujeres que son profesoras de idiomas
V835	-0.074	Total de mujeres que trabajan como personal administrativo, auxiliar y de servicios
V838	-0.078	Total de mujeres que trabajan como secretarias
V915	-0.084	Gasto promedio anual en inscripción
V916	-0.081	Gasto promedio mensual en colegiatura
V917	-0.120	Número de mensualidades que se pagan

Tabla 3.8: Correlaciones cambio ENLACE y variables del F911 de fin de cursos

Nombre de variable	Correlación	Descripción
VAR678_F	-0.060	Número de profesores de actividades artísticas
VAR680_F	-0.086	Número de profesores de idiomas
VAR681_F	-0.066	Número total de personal administratio, auxiliar y de servicios
VAR682_F	-0.065	Número total de personal

Esto es interesante porque el cambio se está calculando con respecto a la calificación de Matemáticas no de otros idiomas. Es posible que aprender otros idiomas esté relacionado con el desarrollo de conexiones neuronales que son después utilizadas en Matemáticas.

Tabla 3.9: Correlaciones cambio ENLACE y variables del CEMABE

Nombre de variable	Correlación	Descripción
P13A	0.066	Material de la barda o cerco perimetral
P303	-0.088	Personal femenino en Centros de Trabajo
P34	-0.076	Total de tazas sanitarias
P22	0.055	Drenaje
P17A	0.055	Fuente principal de abastecimiento de agua
P16	0.050	Material del piso del inmueble

Finalmente, la tabla 3.9 muestra las variables del CEMABE con mayor correlación con el cambio en la calificación de Matemáticas de ENLACE.

Es interesante que, de nuevo. resalta la importancia del personal femenino en el centro de trabajo y se incorporan características del inmueble.

Una observación notable es el tamaño pequeño de los coeficientes de correlación. Lo que nos dice es que no hay ninguna variable por sí sola que esté altamente relacionada con los cambios en el desempeño. Por lo tanto, vale la pena crear relaciones entre variables y diferencias entre años como se hará en el capítulo 4.

3.4 Verificación de calidad de datos

3.4.1 Calidad de ENLACE

La prueba ENLACE ha sido criticada en varias ocasiones por inflación de resultados y falta de control en la aplicación [36].

En los últimos años, se realizó un chequeo de calidad de las respuestas de los alumnos y se agregó a los resultados una columna indicadora por alumno de si "copió" o no. En la base de las escuelas, se suma el número de observaciones no confiables en una columna de "resultados poco confiables". El indicador de "copia" fue asignado por los procesos de lectura automatizada que se usaron para calificar la prueba [37] [4].

Tabla 3.10: Porcentaje por año y grado de primaria de escuelas con resultados 100 % confiables

	Grado				
Año	Tercero	Cuarto	Quinto	Sexto	Primaria
2010	67 %	68 %	74 %	75 %	54 %
2011	71 %	70 %	72 %	77 %	55 %
2012	66 %	72 %	75 %	76 %	55 %
2013	71 %	70 %	72 %	77 %	55 %

La tabla 3.10 muestra el porcentaje de escuelas por año sin ningún resultado poco confiable. Es decir, las escuelas en las cuales no se detectó ni un caso de copia. La columna de primaria presenta niveles menores a las otras columnas porque es posible que una escuela no haya presentado casos de "copia" en un grado pero en otro sí.

[4] Para garantizar la transparencia en la aplicación, los resultados son filtrados por un software de "detección de probabilidad de copia" que utiliza los métodos K-index y Scruting, que tienen como base patrones de respuestas incorrectas similares [38].

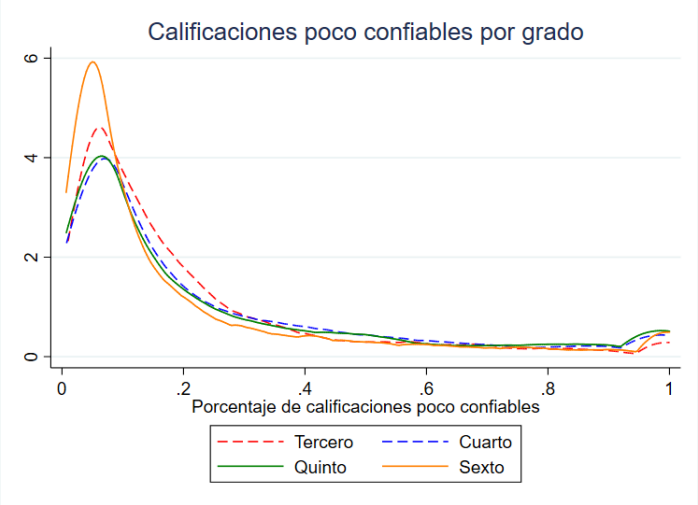


Figura 3.13: Porcentaje de copia por escuela

La figura 3.13 muestra cómo se distribuye el porcentaje de resultados poco confiables por grado.

Finalmente, a pesar de que resulta alarmante que en promedio solo el 45 % de las escuelas tengan al menos un resultado "poco confiable", en promedio solo el 5 % de los alumnos que presentan la prueba tienen resultados poco confiables (ver tabla 3.11).

Tabla 3.11: Porcentaje por año de alumnos con resultados poco confiables

Año	Porcentaje alumnos copia
2010	5.4 %
2011	4.8 %
2012	5.5 %
2013	4.8 %

Asimismo, resulta interesante observar la distribución de resultados poco confiables por estado. Para el 2013, quince estados no tuvieron resultados poco confiables mientras que el 38 % de los alumnos en Campeche, el 33 % de los alumnos en Tlaxcala y el 28 % de los alumnos en Sonora presentaron resultados poco confiables.

Es posible eliminar las escuelas con alto porcentaje de resultados poco confiables del

análisis. Sin embargo, una mejor alternativa es utilizar los resultados a nivel alumno y eliminar a los alumnos con la variable indicadora de "copia". Asimismo, se podrán eliminar las escuelas con un alto porcentaje de copia.

Otra desventaja de ENLACE es que la cobertura "censal" no es total. Por ejemplo, el estado de Oaxaca participó en la prueba tres de ocho años y en el 2013 participaron solo los centros comunitarios administrados a nivel federal por CONAFE. Otro ejemplo es el estado de Michoacán que no participó en la prueba del 2008.

3.4.2 Calidad del F911 y CEMABE

El levantamiento de información del CEMABE se realizó del 26 de septiembre al 29 de noviembre del 2013. Mientras que la recopilación del formato 911 de inicio de cursos del 2013 se llevó a cabo del 19 de agosto hasta el 31 de diciembre. Las fechas se empalman. Además, el 95 % de los datos recuperados del F911 se llenaron entre el 26 de septiembre al 29 de noviembre del 2013 (mismas fechas del levantamiento del CEMABE).

Por un lado, el CEMABE se realizó en 177,829 escuelas generales de nivel preescolar, primaria, secundaria, Centro de Atención Múltiple (CAM) o de educación especial. Del número de escuelas censadas, el 44 % son primarias (77,212 escuelas). Asimismo, se censaron 33,849 escuelas del CONAFE de las cuales el 32 % son primarias (10,936 escuelas). En total, en nivel primaria, el CEMABE contiene la información de 88,148 escuelas. Por otro lado, en el 2013 el F911 recopiló la información de 88,706 primarias generales, 10,193 primarias indígenas y 11,661 primarias comunitarias En total, el F911 contiene información de 110,560 escuelas primarias.

La tabla 3.12 muestra el porcentaje de escuelas de las tablas del CEMABE encontradas en las tablas del F911. Es decir, del 100 % de las escuelas en la tabla de Centros del CEMABE, 87 % de las escuelas también están en la tabla del F911 general y 8 %

en la tabla del F911 Indígena. Por lo tanto, el 95 % de las escuelas de la tabla de Centros también están en la tabla del F911.

Tabla 3.12: Porcentaje de escuelas de las tablas del CEMABE encontradas en las tablas del F911

	F911		
CEMABE	General	Indígena	Comunitarias
Centros	87 %	8 %	-
CONAFE	-	-	88 %

La tabla 3.13 muestra los porcentajes inversos a la tabla 3.13. En este caso, la tabla dice qué porcentaje de las escuelas en las tablas del F911 también están en las tablas del CEMABE. En otras palabras, solo el 60 % de las escuelas indígenas que llenaron el F911 también fueron censadas por el INEGI.

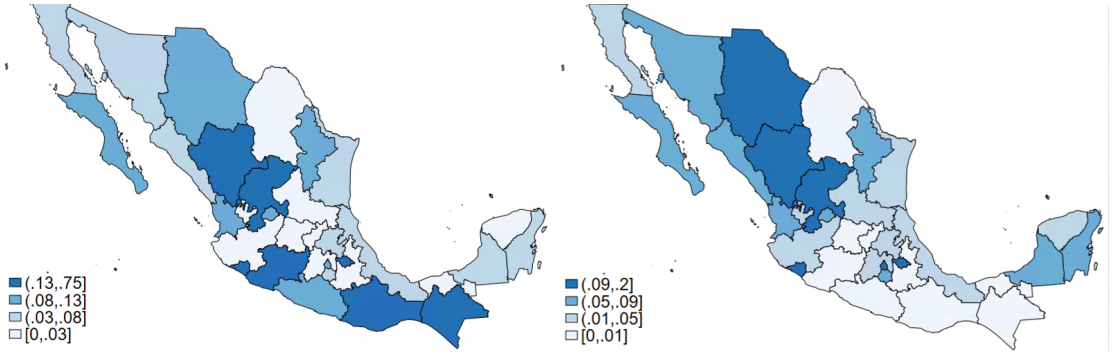
Tabla 3.13: Porcentaje de escuelas de las tablas del F911 encontradas en las tablas del CEMABE

	CEMABE	
F911	Centros	CONAFE
General	85 %	-
Indígena	60 %	-
Comunitarias	-	83 %

Las figuras 3.14a y 3.14b muestran el porcentaje [5] de escuelas por estado que no están en la intersección de las tablas. Por un lado, cabe destacar que de Querétaro solo una escuela que fue censada por el CEMABE no llenó el formato 911 y solo 5 escuelas que llenaron el formato 911 no fueron censadas por la INEGI. Por el otro lado, el 75 % de las escuelas de Chiapas que están en la tabla del F911 no participaron ese mismo año

[5] El porcentaje se calculó como el total de escuelas de una base que no están en la otra por estado entre el total de escuelas por estado de ambas bases.

en el CEMABE. Lo mismo ocurre con el 67 % y 49 % de las escuelas de Michoacán y Oaxaca respectivamente.



(a) Porcentaje de escuelas de las tablas del F911 que no están en el CEMABE

(b) Porcentaje de escuelas de las tablas del CEMABE que no están en el F911

Figura 3.14: Mapa coroplético del porcentaje de escuelas por estado que no están en la intersección de las bases

Ambas bases, CEMABE y F911, tienen una variable indicadora del sostenimiento de los centros de trabajo. En el F911, la variable se llama SOSTENIMIE y en el CEMABE control. Curiosamente, la variable de "ser privada o pública" para 144 escuelas es diferente en cada base. El 0.21 % de las escuelas en el F911 están identificadas como públicas y son privadas. Las 144 escuelas (0.21 % del total) pertenecen al estado de Hidalgo. Es probable que la codificación del estado para ese año haya sido errónea ya que el tercer carácter del CCT indica el sostenimiento y en los 144 CCT de escuelas con resultados diferentes entre bases, el tercer carácter es la letra "P" (privada).

Otra similitud es que ambos cuestionarios, el del F911 y el del CEMABE, incluyen la matricula de la escuela. En el formato F911 y en el CEMABE, las variable V347 y p166, respectivamente, indican el total de alumnos en primaria. Las variables tienen una correlación del 99 %, la figura 3.15 muestra una gráfica de dispersión por bloques de la variable de matrícula del F911 y del CEMABE.

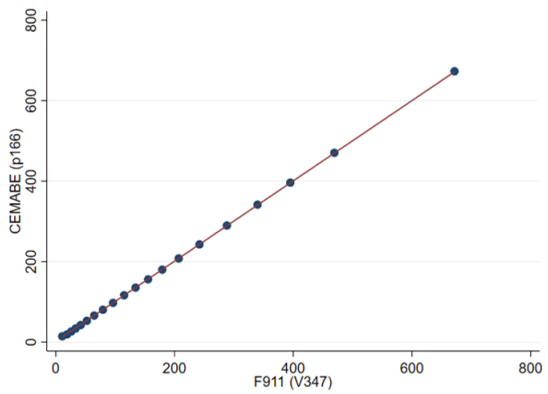


Figura 3.15: Gráfica de dispersión por bloques de la matricula por escuela en ambas bases

Es interesante notar que en el CEMABE la matrícula tiene, en promedio, 1.1 alumnos más por escuela que el F911. El estado con el menor error absoluto medio (MAE) es Hidalgo (MAE = 1.3) y el estado con el mayor error absoluto medio es Oaxaca (MAE = 15.9).

3.5 Resumen del capítulo

De las diferentes pruebas estandarizadas como PLANEA, EXCALE y ENLACE se escogió utilizar los resultados de la prueba ENLACE por tener mayor alcance en término de número de años, número de escuelas y número de alumnos. Se identificaron anomalías en los resultados ENLACE del 2006 y 2007 y se exploraron los resultados clasificados como "poco confiables". Asimismo, en cuanto a las variables explicativas, se identificó que están muy poco correlacionadas con el cambio en el desempeño académico. Esto es una gran motivación para la creación de nuevas variables con el fin de explorar las interacciones entre variables. Finalmente, se verificó la calidad de los datos y a pesar de pequeñas discrepancias entre bases, las bases son suficientemente buenas para continuar el proceso de preparación de datos y modelado.

CAPÍTULO 4

PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Una vez que se han entendido los datos, es posible seleccionar, limpiar, construir e integrar la información. En este capítulo, se utilizará la exploración y la verificación de calidad descrita en el capítulo anterior para construir los conjuntos de datos que se utilizarán para construir modelos en el capítulo 5. Dichos conjuntos constan de dos partes: la variable objetivo y las variables independientes. A continuación se detallará la preparación de ambos elementos.

4.1 Variable objetivo

La variable objetivo se construyó utilizando la calificación de Matemáticas de la prueba ENLACE a nivel alumno para construir el promedio de calificaciones a nivel escuela.

4.1.1 Limpieza de datos

La limpieza de la variable objetivo se realizó eliminando los resultados poco confiables y los valores atípicos.

En primer lugar, se eliminaron los resultados identificados como "copia" al calificar las pruebas. En el capítulo anterior (en la sección 3.4.1) se detectó que, en promedio, solamente el 55 % de las escuelas tienen resultados completamente confiables. Esto es consecuencia del 5.1 % de los alumnos con resultados identificados como "copia".

Para limpiar la variable objetivo, se escogió perder el 5.1 % de los datos. Es decir, se

eliminaron los resultados de los estudiantes que "copiaron" con el fin de no incluirlos en el promedio de la escuela.

Asimismo, para no perder información sobre las "copias" en la escuela, se creó una nueva variable indicando el porcentaje de alumnos que copiaron por escuela. Como se ve en la figura 4.1, la mayoría de las escuelas tuvieron un porcentaje bajo de "copia".

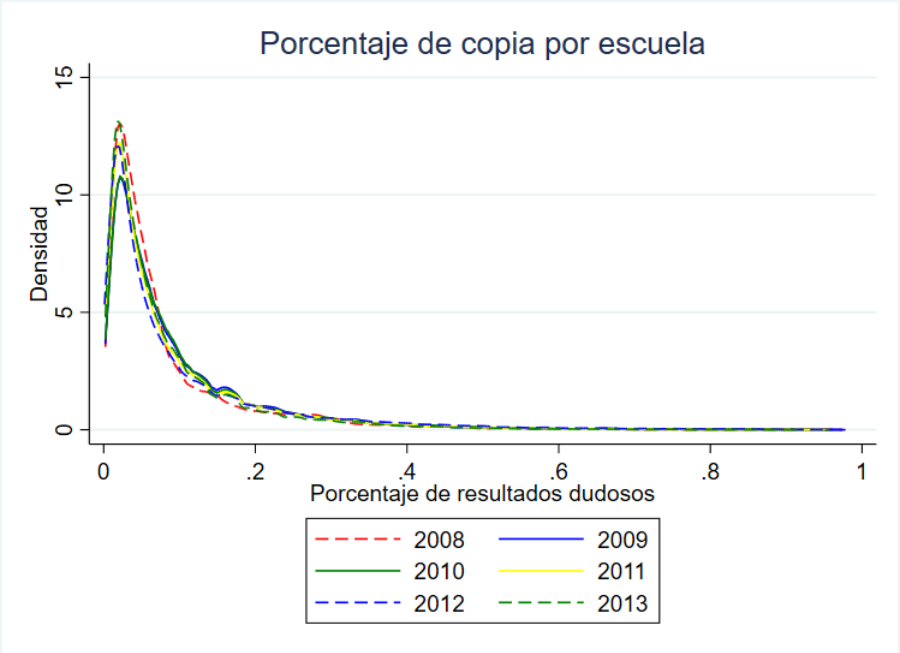


Figura 4.1: Distribución de los porcentajes de alumnos que "copiaron" por escuela

Nota: Esta gráfica solo incluye escuelas con uno o más resultados identificados como "copia"

De igual modo, para tener resultados más confiables, se eliminaron los resultados de los años en los que una escuela tuvo un porcentaje de copia mayor a 50 %. La tabla 4.1 muestra el porcentaje de escuelas que fueron eliminadas por año. En total, solo se pierde información de 26 escuelas que tuvieron en todos los años más de 50 % de resultados poco confiables. El resto de las escuelas, tuvieron al menos un año con 50 % o más resultados confiables.

En segundo lugar, se examinaron los valores atípicos y se eliminaron las observaciones

Tabla 4.1: Escuelas con más de 50 % de resultados "copia"

Año	Escuelas	% total
2008	360	0.40
2009	550	0.62
2010	544	0.61
2011	476	0.53
2012	807	0.96
2013	364	0.41
Total	3101	0.44

de alumnos con calificaciones abajo del límite inferior.

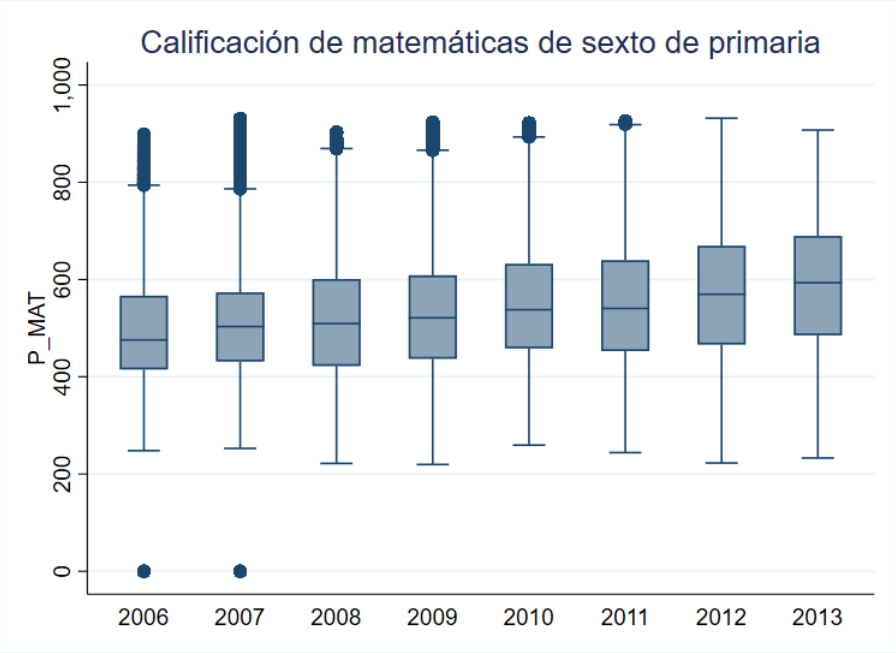


Figura 4.2: Diagrama de cajas y bigotes de las calificaciones de sexto de primaria por año

La gráfica 4.2 muestra las calificaciones de Matemáticas de sexto de primaria por año. Los valores atípicos sobre la distribución pueden ser alumnos extraordinarios, sin embargo, los puntos atípicos en cero son errores porque la calificación mínima posible es 200. Al igual que en la exploración de los datos, se eliminaron por completo las calificaciones con valor cero.

Tabla 4.2: Porcentaje de calificaciones atípicas por año y grado

Grado	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
3	-	-	-	-	-	-	-	-
4	0.30	0.45	-	-	-	-	-	-
5	1.60	1.55	0.04	0.01	0.01	-	-	-
6	2.24	1.81	0.08	0.05	0.03	0.12	-	-

La tabla 4.2 muestra el porcentaje de calificaciones de alumnos consideradas valores atípicos del año y grado. Un valor se consideró atípico si estaba fuera del rango interquartil. Por lo tanto, los porcentajes de la tabla 4.2 se calcularon sumando el número de alumnos arriba del limite superior más el número de alumnos abajo del límite inferior, entre el total de alumnos por grado. Los porcentajes son más altos para los años 2006 y 2007 por su comportamiento multi-modal, mientras que para el resto de los años los valores atípicos representan un pequeño porcentaje y es muy probable que sean alumnos atípicos y no errores de captura.

4.1.2 Construcción de nuevos datos

Después de eliminar las observaciones abajo del limite inferior y "tramposas", se calculó la calificación promedio por grado para cada año y escuela.

Como muestra la gráfica 4.2, cada año tiene rangos y valores extremos diferentes. Por lo tanto, estandarizar las calificaciones por grado y por año permite una comparación más justa.

Más adelante, se calculó el promedio por escuela de las calificaciones estandarizadas por grado y año. La figura 4.3 muestra las distribuciones estandarizadas por año.

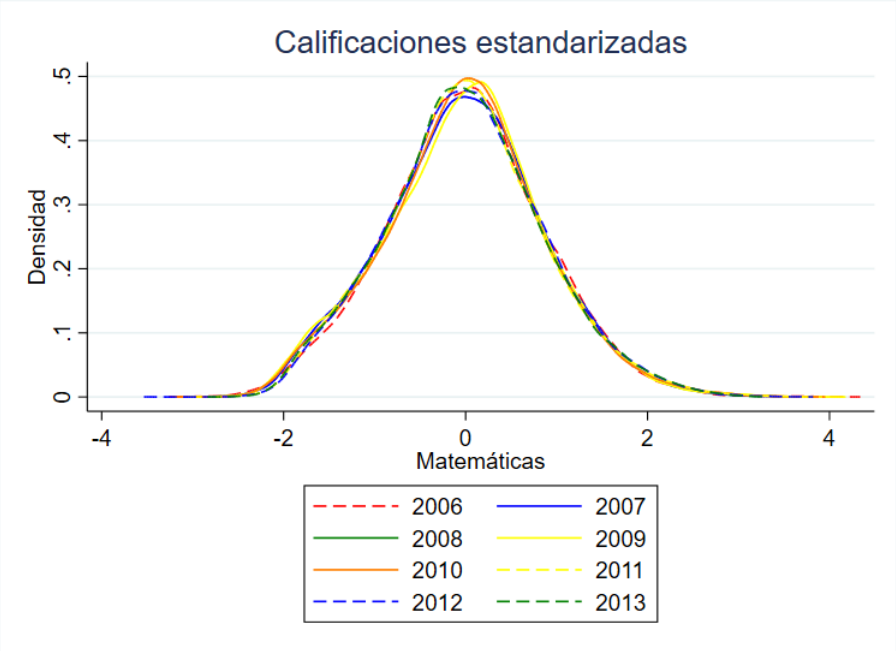


Figura 4.3: Distribución de calificaciones estandarizadas

Finalmente, el "cambio en desempeño" es la diferencia entre el promedio de las calificaciones de un año por escuela y el promedio de otro año anterior para la misma escuela. Se construyeron ventanas, como se describirá mas adelante, y se calcularon las diferencias con ventanas de tiempo de uno, dos y tres años.

La figura 4.4 muestra la distribución de cambios con diferentes ventanas de tiempo. Es interesante notar que la media de los cambios de un año es mayor que la media de cambios con una ventana de tres años.

Utilizando estos cambios, se construyó la variable objetivo de 'rendimiento decreciente". Las escuelas con un cambio menor a -0.2 se clasificaron positivamente. Es decir, se asigno un valor de 1 si el cambio fue menor a -0.2 y cero en todos los otros casos.

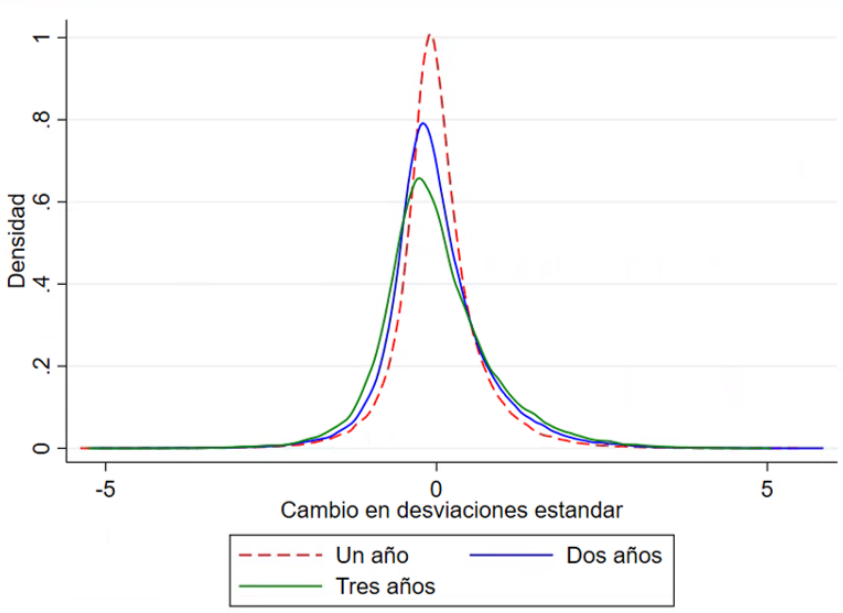


Figura 4.4: Distribución de cambios entre distintos tamaños de periodos

4.2 Integración de los datos

Los datos del CEMABE, F911 de inicio de cursos, F911 de fin de cursos y la variable objetivo fueron integrados a través del CCT y del turno de la escuela.

Se construyeron ventanas deslizantes de tiempo como en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7. En el primer renglón de la figura 4.5, se utilizan los cambios entre el 2008 y el 2009 para predecir el cambio en el desempeño académico de la escuela del 2010 con respecto al 2009. Es decir, cómo cambia el desempeño de la escuela del 2009 al 2010 observando la situación de la escuela, alumnos y profesores en 2008 y 2009. La ventaja de utilizar ventanas de tiempo de un año es que se generan más datos de entrenamiento, como se ve en la tabla 4.3. Esto se contrasta con la ventana de tres años, en la cual la mitad de los datos son de entrenamiento y la otra mitad de prueba.

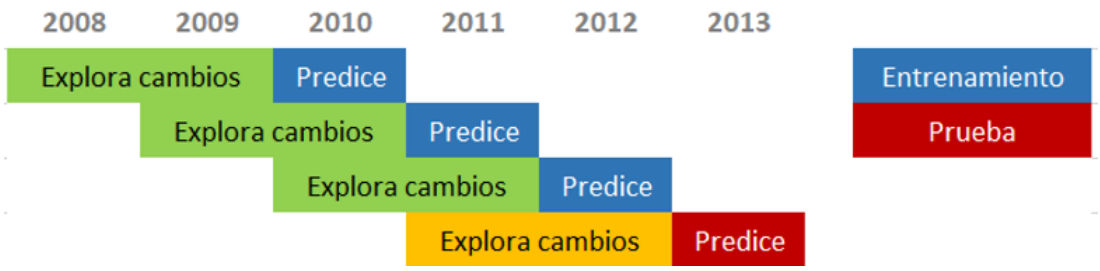


Figura 4.5: Ventana de un año

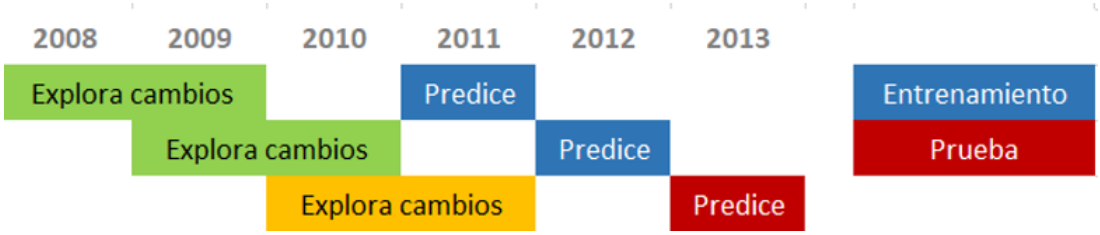


Figura 4.6: Ventana de dos años

Figura 4.7: Ventana de tres años

4.3 Variables independientes

Las variables independientes son las características de las escuelas, inmueble, profesores y alumnos. La fuente de estas variables son el CEMABE y en el F911.

La preparación de los datos se realizó únicamente para los datos de entrenamiento (verde en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7) y se validó utilizando los resultados de validación (azul en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7). Más adelante, al conjunto de datos de prueba (amarillo en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7) se le aplicaron las mismas transformaciones y se utilizaron los resultados de prueba (rojo en las figuras 4.5, 4.6 y 4.7) en la evaluación final.

El proceso de preparación de datos y modelado fue auxiliado por la clase “Pipeline”

Tabla 4.3: Número de observaciones por tamaño de ventana

	Número de observaciones	
Tamaño de ventana	Entrenamiento	Prueba
1 año	172,012	58,177
2 años	122,577	59,692
3 años	54,668	57,947

de sklearn. El uso de una tubería (pipeline) permite aplicar transformaciones y estimadores a los datos de forma secuencial. La ventaja es que se puede utilizar la misma "tubería" para los datos de entrenamiento, de validación y de prueba. Esto resulta de gran utilidad con métodos de validación cruzada que se explicarán más adelante.

4.3.1 Selección de datos

A primera vista parece que un mayor número de variables es deseable porque se tiene más información. Sin embargo, la maldición de la dimensionalidad (*curse of dimensionality, en inglés)* indica que el número de observaciones necesarias incrementa exponencialmente con el número de variables. Por lo tanto, dado el alto número de variables (1,631 variables del F911 + 407 variables del CEMABE) y el número de observaciones fijo, es necesario reducir el número de variables [39].

Las técnicas de reducción de dimensionalidad tienen como objetivo decrementar el número de variables aleatorias y obtener variables principales. Existen las siguientes dos técnicas para lograr esto: selección de características y extracción de características.

Para empezar, la primera técnica no modifica las variables sino que selecciona las más relevantes. Esta técnica se divide en exclusión e inclusión. De entrada, se excluyeron variables no relacionadas con el desempeño académico como el número exterior en la dirección de la escuela o la fecha de levantamiento de la encuesta.

Se examinaron las variables no numéricas y se eliminaron aquellas que tuvieran información duplicada o poco relevante. Por ejemplo, la variable "n_estado" indica el nombre de la entidad federativa en la que se encuentra la escuela, esta variable contiene la misma información que "id_estado" que asigna un número a cada estado.

La selección de variables se llevó a cabo en dos etapas: la etapa inicial ayudó a la construcción de nuevas variables y la etapa final seleccionó las variables para los modelos.

En ambos casos, se construyeron Bosques Aleatorios (*Random Forests*, en inglés) para identificar las variables significativas. Los Bosques Aleatorios son un método incrustado (*embedded method*, en inglés) que permite identificar la contribución de las variables en las decisiones. Esto lo hace construyendo cientos de árboles de decisión con una muestra de los datos y de las variables. En cada árbol se calcula qué tan buena partición hizo cada variable y se promedian las calificaciones de todos los árboles para obtener la importancia de variables global [40].

Para asegurarse de que la selección de variables fuera correcta se utilizó una técnica llamada Validación Cruzada. A diferencia de la validación tradicional que utiliza un porcentaje de los datos para entrenar el modelo y otro porcentaje para probar, la validación cruzada hace este proceso iterativo. Es decir, si tuviéramos 100 observaciones y quisiéramos validar con el 20 % de los datos, entonces el modelo primero entrena con las observaciones 1-80 y prueba con las observaciones 81-100; y después entrena con las observaciones 21-100 y prueba con las observaciones 1-20. Esto se repite de tal forma que todos los datos son usados para validar y entrenar en algún momento.

Con esto en mente, se seleccionaron las variables eliminando las menos significativas de forma recursiva. La significancia se determinó utilizando, como mencionamos anteriormente, árboles aleatorios y la selección se verificó con validación cruzada. El método de eliminación de variables recursivo que se usó fue RFECV del paquete de

selección de variables de sklearn.

Para asegurarse que las variables contuvieran información relevante para todos los estados se repitió el proceso de eliminación recursiva 33 veces (uno para cada estado más uno con todos los estados). La unión de las variables seleccionadas para cada estado y a nivel nacional fueron las variables identificadas como importantes para cada ventana de tiempo.

En la primer etapa, una vez identificadas las variables se examinaron a detalle y se crearon nuevas variables a partir de ella.

En la segunda etapa, se mejoró la selección de variables. Una de las desventajas de los árboles aleatorios para selección de variables es que variables con alta correlación son otorgadas importancia similar. Esto es una desventaja porque son variables no informativas. Por lo tanto, en la segunda etapa se eliminaron las variables con correlación mayor a 0.95. Asimismo, para obtener la primera lista de variables significativas, se rellenaron los valores faltantes con la mediana. En la segunda etapa, ya con las variables construidas, se les dio un tratamiento correcto a los valores faltantes y después se volvió a utilizar una tubería, que será descrita más adelante, para obtener una segunda lista filtrada de variables importantes.

4.3.2 Limpieza de datos

La limpieza de datos también se realizó en dos etapas: superficial y profunda.

En la primer etapa se hizo una limpieza simple de codificación y relleno de valores nulos. Por ejemplo, en el CEMABE, el identificador de “No especificado” en algunos casos es el número (9) nueve y en otros casos es ’999, ’999’, ’9999’. Estos valores fueron reemplazados por valores nulos dependiendo de la codificación de cada columna.

En cuanto a los valores nulos, en el F911, en la sección de edades por grado faltan

muchos valores. Sin embargo, se pueden inferir con las variables alrededor. Por ejemplo, si el total de alumnos de sexto de primaria es treinta y treinta niños tienen doce años, entonces cero niños tienen once años.

En la segunda etapa, una vez escogidas las variables principales, se examinaron con cuidado. Es decir, en vez de asumir que los valores faltantes eran la mediana, se utilizaron técnicas de imputación de datos.

La imputación multi-variada por ecuaciones en cadena (MICE) es una alternativa para tratar los valores nulos ya que al imputar muchos valores, disminuye la incertidumbre estadística [41]. Una desventaja del método de imputación de datos MICE es que hace suposiciones sobre las distribuciones de los datos. Una mejor alternativa es utilizar *"Miss Forest"*, un método de imputación no paramétrico que soluciona el problema entrenando bosques aleatorios con los valores observados, haciendo predicciones y repitiendo el proceso iterativamente [42]. *"Miss Forest"* se implementó utilizando el transformador de datos IterativeImputer (sklearn.experimental) y el estimador ExtraTreesRegressor de sklearn.ensamble. Se imputaron valores solamente en las columnas y renglones para los cuales faltaran menos del 20 % de los datos.

4.3.3 Construcción de nuevos datos

De forma similar a las otras secciones de preparación de los datos, se construyeron nuevos datos en dos etapas. La etapa inicial se basó en la exploración de datos, conocimiento del campo y en los datos seleccionados por primera vez. La etapa final utilizó técnicas de reducción de dimensionalidad sobre las variables principales.

En la primera etapa, se construyeron datos con el Formato 911 y el CEMABE.

Cabe resaltar que los datos del Formato 911 fueron registrados a nivel escuela en términos absolutos. Sin embargo, puede resultar más informativo y más comparable conocer las proporciones o porcentajes. Por ejemplo, el número de maestros por

alumno puede dar más información que el número de maestros en una escuela. Asimismo, una de las características de los sistemas complejos es que existen múltiples partes interconectadas cuyos vínculos contienen información adicional significativa. Por eso, resulta de relevancia explorar esos vínculos creando interacciones entre las variables.

Del mismo modo, existen muchas variables que pueden ser resumidas. Por ejemplo, el desglose de edades por grado se puede resumir como la edad promedio por grado. Tomando esto en cuenta, se construyeron variables basándose en la literatura y en conocimiento del sector.

A continuación, se enlistan algunas de las variables construidas con el formato 911. La descripción completa de todas las variables generadas se encuentra en el apéndice A.

- Proporción mujeres-hombre de alumnos (alumnas mujeres / alumnos hombres) [43].
- Porcentaje de maestros con grado igual o mayor a licenciatura [43].
- Número de alumnos por maestro [44].
- Porcentaje de alumnos repitiendo grado [45].
- Número de años promedio en preescolar [46].

De forma similar, la descripción completa de algunas variables generadas a partir del CEMABE se encuentra también en el apéndice A.

Cabe recordar que el modelo busca predecir cambios, por eso se generaron variables de cambio (con la diferencia y el cociente) entre las características al inicio del ciclo escolar, al final del ciclo escolar y entre años.

En la segunda etapa, una vez seleccionadas las variables más importantes, fue posible crear un nuevo conjunto de datos a partir del conjunto original.

Se exploraron tres técnicas: análisis de componentes principales (PCA), análisis de componentes independientes (ICA) y ensamble de vecinos estocásticos distribuidos (t-SNE, del inglés *t- Distributed Stochastic Neighbor Embedding*). La primera técnica, el análisis de componentes principales (PCA), reduce la dimensionalidad utilizando transformaciones ortogonales y crea un nuevo conjunto con valores sin correlación lineal llamado componentes principales que es capaz de explicar un gran porcentaje de la varianza de los datos. La segunda técnica, el análisis de componentes independientes (ICA), busca factores independientes a diferencia de la técnica PCA que busca factores sin correlación. Finalmente, la técnica de ensamble de vecinos estocásticos distribuidos (t-SNE) a diferencia de PCA e ICA busca patrones no lineales desde un enfoque local y global [47]. Se utilizó PCA por su facilidad de ser incluido en la tubería. Con el conjunto de entrenamiento completo, los seis primeros componentes de PCA lograron describir el 80 % de la varianza en los datos.

4.4 Implementación de tuberías

En resumen, la selección de variables siguió estos pasos:

1. Primera etapa
    - *a*) Imputación simple.
    - *b*) Selección de variables.
2. Segunda etapa
    - *a*) Creación de nuevas variables de interacción.
    - *b*) Eliminación de variables y columnas con más del 20 % de valores faltantes.

c) Imputación iterativa.

d) Eliminación de variables con correlación mayor a 95 %.

En primer lugar, utilizando el conjunto de entrenamiento se identificaron variables importantes. A partir de las variables significativas, se construyeron más variables de interacción. La tubería para este primer paso tuvo los siguientes pasos:

1. Se imputó la mediana de los datos en los valores faltantes.
2. Se eliminaron las variables constantes.
3. Se normalizaron los valores de las columnas.
4. Se utilizó un bosque aleatorio como estimador para seleccionar variables eliminando de forma recursiva las menos significativas.

El siguiente fragmento de código muestra la tubería y el método de selección de variables.

```
pipeline = PipelineRFE([
    ('SimpleImputer', SimpleImputer(missing_values=np.nan, strategy='
    median')),
    ('VarianceThreshold', VarianceThreshold()),
    ('Normalizer', StandardScaler()),
    ('Classifier', RandomForestClassifier(n_estimators=500, n_jobs=-1))
])

feature_selector_cv = RFECV(pipeline, cv=7,step=2,scoring="f1")
```

Listing 4.1: Primera selección de variables

En segundo lugar, se volvió a hacer una selección de variables con una imputación de datos iterativa y utilizando las nuevas variables.

El siguiente fragmento de código muestra la tubería adaptada y el mismo método de selección de variables. Cabe recordar que el método fue utilizado con los conjuntos de datos de los estados por separado y juntos.

```
pipeline = PipelineRFE([
    ('Iterative Imputer', IterativeImputer(random_state=0, max_iter = 3,
    tol=0.01, verbose = 1,estimator=  ExtraTreesRegressor(n_estimators
   = 10, random_state=0,verbose =True))),
    ('VarianceThreshold', VarianceThreshold()),
    ('Normalizer', StandardScaler()),
    ('Classifier', RandomForestClassifier(n_estimators=500, n_jobs=-1))
])

feature_selector_cv = RFECV(pipeline , cv=7,step=2,scoring="f1")
```

Listing 4.2: Segunda selección de variables

En tercer lugar, una vez que se seleccionaron las variables, se creo la tubería para construir los modelos. Esta tubería imputa valores de forma iterativa, normaliza los datos y reduce la dimensionalidad utilizando PCA.

El siguiente fragmento de código muestra la tubería para modelar los datos.

```
pipeline = Pipeline([
    ('Iterative Imputer', IterativeImputer(random_state=0, max_iter = 3,
    tol=0.01, verbose = 1,estimator=  ExtraTreesRegressor(n_estimators
   = 10, random_state=0,verbose =True))),
    ('VarianceThreshold', VarianceThreshold()),
    ('Normalizer', StandardScaler()),
    ('PCA' , PCA()),
    ('Classifier', RandomForestClassifier(n_estimators=500, n_jobs=-1))
```

```
])
```

Listing 4.3: Tubería para modelar los datos

4.5 Resumen del capítulo

La variable objetivo es binaria: toma valor de uno cuando la escuela baja su desempeño y cero cuando sube o se mantiene constante. En la preparación de las variables independientes, se construyeron nuevas variables de interacciones, se imputaron datos de manera iterativa, se normalizaron las columnas y se aplicó PCA para reducir la dimensionalidad.

CAPÍTULO 5

MODELADO

Este capítulo utilizará el procesamiento de datos del capítulo anterior para cumplir con los objetivos de minería de datos y responder la pregunta: ¿cuáles escuelas están en riesgo de tener bajo desempeño y qué características están relacionadas?

5.1 Selección de técnicas de modelado

Una posible técnica de modelado es usar una red neuronal recurrente de memoria bidireccional corto plazo prolongado (LSTM del inglés, *Long short-term memory*) como en las soluciones relacionadas [30]. Esto se puede implementar utilizando los años como las observaciones en el tiempo. Sin embargo, el principal problema es que el número de observaciones en el tiempo es muy pequeño. Es decir, solo se puede seguir a las escuelas por seis años y la mayoría de las escuelas participaron menos de cuatro años. Como resultado, tomando el cuenta el número de observaciones, conviene examinar otros métodos de clasificación no profundos.

Se seleccionaron varios modelos de aprendizaje supervisado. Entre ellos modelos lineales como Regresión Logística, de agrupamiento como K-Vecinos más Cercanos (del inglés, *K-Nearest Neighbors*) y basados en árboles como Bosques Aleatorios y Bosques con Gradiente con "Boosting"(del inglés, *Gradient Tree Boosting* como XGBoost.

En primer lugar, el modelo de Regresión Logística es en realidad un modelo de regresión Bernoulli con liga logística. Se escogió por su simplicidad y ser el modelo más fácil de interpretar.

En segundo lugar, los métodos de ensamble de árboles en general tienen muy buenas

métricas predictivas, poco sobreentrenamiento y a diferencia de los modelos de regresión lineales, toman en cuenta la interacción entre variables. Una variación de los bosques aleatorios son los Bosques Extremadamente Aleatorios (*Extremely Randomized Trees*, en inglés). Este modelo, a diferencia de un Bosque Aleatorio tradicional, divide los nodos de forma aleatoria y no utiliza muestras bootstrap. Como ventajas sobre los Bosques Aleatorios, los Bosques Extremadamente Aleatorios suelen ser más rápidos, computacionalmente menos costosos y tiene mejor desempeño frente a variables con ruido [48].

Otra variación de los Bosques Aleatorios es utilizar Bosques con Gradiente con "Boosting"(XGBoost). Estos modelos han tenido muy sus buenos resultados en competencias [49] de clasificación y a diferencia de los bosques tradicionales, construye árboles de decisión de forma secuencial.

En cuanto a los datos, el modelo de Regresión Logística asume que los datos están normalizados. Los modelos basados en árboles no necesitan datos normalizados pero tampoco cambia su desempeño si están normalizados o no. Por lo tanto, se utilizará la misma base de datos normalizada para probar los diferentes modelos.

5.2 Generación de un diseño de comprobación

Con el fin de probar y evaluar los modelos, se utilizó validación cruzada sobre el conjunto de datos de entrenamiento. Una vez, escogido el modelo, se utilizó el conjunto de datos de prueba para evaluar el desempeño en datos nunca vistos antes.

Nos interesa que la clasificación sea lo más precisa y exhaustiva posible. La precisión, de acuerdo a la ecuación 5.1, indica cuántas de las escuelas clasificadas con "rendimiento decreciente" y verdaderamente tienen rendimiento decreciente. Es decir,

cuántos de los elementos seleccionados son relevantes.

$$Precisión = \frac{verdaderos\,positivos}{verdaderos\,positivos + falsos\,positivos} \tag{5.1}$$

Sin embargo, la precisión no es una buena métrica si las clases no están completamente balanceadas. Por ejemplo, si el 99 % de las escuelas tienen "rendimiento decreciente" entonces si se clasifica todas las escuelas con "rendimiento decreciente" se obtendría una precisión de 0.99. Es por eso que también nos interesa la exhaustividad. La exhaustividad (*recall*, en inglés), de acuerdo a la ecuación 5.2 indica la proporción de escuelas que verdaderamente tenían "rendimiento decreciente" entre el total de escuelas clasificadas con "rendimiento decreciente". En otras palabras, cuántos elementos relevantes fueron seleccionados.

$$Exhaustividad = \frac{verdaderos\,positivos}{verdaderos\,positivos + falsos\,negativos} \tag{5.2}$$

Dado que nos interesan ambas métricas, se utilizará el Valor-F que es una media armónica entre la precisión y exhaustividad. La ecuación 5.3 muestra como calcular en valor-F.

$$F_1 = 2 \cdot \frac{Exhaustividad \cdot Precisión}{Exhaustividad + Precisión} \tag{5.3}$$

5.3 Generación de los modelos

En primer lugar, se encontraron los "mejores" parámetros para cada modelo. Es posible modificar los parámetros de los modelos con el fin de encontrar la configuración que optimice el desempeño del modelo. La tabla 5.1 muestra el espacio explorado de parámetros para cada modelo.

Tabla 5.1: Parámetros explorados por modelo

Modelo	**Parámetros explorados**
Regresión Logística	El número máximo de iteraciones (convergencia): se probó con 70, 100 (por omisión), 200, 500, 1,000 y 2,000. Valores de C (regularización inversa): se probó con 0.001, 0.01, 0.1, 0.3, 0.5, 0.8, 1 (por omisión), 2, 10 y 100 La proporción de regularizador l1 y l2: se probó con 0.3, 0.5, 0.8 El tipo de penalización (tipo de regularizadores): se probó con elasticnet (mezcla de LASSO y Ridge), LASSO (L1) y Ridge (L2)
KN (K-Nearest Neighbors)	El número de vecinos más cercanos: se probó con 1, 2, 5 (por omisión), 10, 20, 30, 50, 100, 200 y 1,000
Bosque Aleatorio (Random Forest)	El número de estimadores: se probó con 50, 100 (por omisión), 200, 400, 500, 1,000 y 2,000 estimadores. La profundidad máxima del árbol: se probó sin límite (por omisión), 10, 50 y 100. El número máximo de variables: se probó con la raíz del número de observaciones (auto, por omisión) y con el logaritmo en base 2 del número de observaciones. El número mínimo de observaciones necesarias para dividir un nodo: se probó con 2 (por omisión), 4, 8, 16 y 32
Bosque Extremadamente Aleatorio (Extra Tree)	El número de estimadores: El número de estimadores: se probó con 50, 100 (por omisión), 200, 400, 500, 1,000 y 2,000 estimadores. La profundidad máxima del árbol: se probó sin límite (por omisión), 10, 50 y 100. El número máximo de variables: se probó con la raíz del número de observaciones (auto, por omisión) y con el logaritmo en base 2 del número de observaciones. El número mínimo de observaciones necesarias para dividir un nodo: se probó con 2 (por omisión), 4, 8, 16 y 32
XGBoost	La tasa de aprendizaje: se probó con 0.1, 0.2, 0.3 (por omisión), 0.5 0.8, 1. La profundidad máxima del árbol: se probó con 6 (por omisión), 9, 12, 24, 32, 64 y 128. El valor de submuestra: se probó con 1 (por omisión), 0.8, 0.6 y 0.4. El valor de submuestra de columnas: se probó con 1 (por omisión), 0.8, 0.6 y 0.4.

Para encontrar la combinación óptima, se construyeron modelos con todas las posibles combinaciones. Esto se hizo con ayuda de la función *GridSearchCV*. La función utilizó el valor F_1 como métrica para escoger la mejor combinación de parámetros. Asimismo, para la exploración de parámetros se utilizó, al igual que en la selección de variables, la técnica de validación cruzada.

El siguiente fragmento de código muestra el proceso de creación de modelos a través de tuberías. Se construyó una tubería para que cada conjunto de datos en validación cruzada tuviera el mismo tratamiento. Es decir, en vez de estandarizar utilizando todo el conjunto de datos, se estandariza en cada subconjunto utilizado por doblez en validación cruzada. La tubería imputa datos de forma iterativa, elimina las variables constantes y normaliza los datos. La línea 8 sirve para cambiar el clasificador de la tubería y poder probar con diferentes modelos, en la línea 9 se hace la búsqueda exhaustiva de parámetros. En la línea 10, se entrena el modelo de la tubería con los parámetros óptimos. Finalmente en el línea 11 se hacen las predicciones con el conjunto de prueba y se calcula el valor F_1 y el margen de ganancia sobre el punto de referencia. Otra ventaja de las tuberías es que permiten observar cambios en el preprocesamiento de los datos. Por ejemplo, para evaluar la utilidad de PCA, se construyeron dos tuberías: una con PCA y otra sin.

```
1 pipeline = Pipeline([
2     ('Iterative Imputer', IterativeImputer(random_state=1996, max_iter =
      10, tol=0.01,estimator=  ExtraTreesRegressor(n_estimators = 300,
    random_state=0,verbose =True))),
3     ('VarianceThreshold', VarianceThreshold()),
4     ('Normalizer', StandardScaler()),
5 #   ('PCA', PCA()),
6     ('Classifier', RandomForestClassifier(n_estimators=1000, n_jobs=-1))
7     ])
```

```
8
9  pipeline.set_params(Classifier = clf)
10 gs = GridSearchCV(pipeline, parameter_values, cv=7, n_jobs=-1, scoring='
       f1')
11 gs.fit(X_train, y_train)
12 y_pred = gs.predict(X_test)
13 f1, margen = metrics_f1(y_test, y_pred)
```

Listing 5.1: Código para modelar los datos

Cabe resaltar que el fragmento de código anterior se utilizó para cada modelo (Regresión Logística, Vecinos más Cercanos, Bosque Aleatorio, Bosque Extremadamente Aleatorio y XGBoost), para cada estado de la república por separado y juntos (32 estados más nacional), para cada ventana de tiempo (uno, dos y tres años de diferencia) y para cada tubería (con y sin PCA). Es decir, se buscaron los parámetros óptimos para 990 (5x33x3x2) modelos.

5.4 Evaluación de los modelos

Para determinar si los resultados son satisfactorios o no, vale la pena estimar no solo en valor F_1 del modelo, sino el valor F_1 de no haber construido ningún modelo. Esto se puede hacer clasificando todas las escuelas con la clase mayoritaria y calcular el valor F_1; ese valor es el punto de referencia y la ganancia en las siguientes tablas se calcularon como la diferencia entre los resultados obtenidos y el punto de referencia.

La tabla 5.2 resume los valores máximos del F_1 por modelo para las tres ventanas de tiempo utilizando y sin utilizar PCA. Al igual que con el resto de los parámetros, se exploraron diferentes número de componentes principales para generar los modelos con PCA. Se probó con 2, 4, 6, 8, 16, 32, 66 y 128 componentes principales. La tabla 5.2 muestra la ganancia del valor F_1 con respecto al punto de referencia de la combinación de parámetros que obtuvo el valor F_1 máximo por modelo. Se esperaría

que PCA ayudara a los modelos de Regresión Logística y Vecinos más Cercanos, sin embargo es interesante que solo el modelo de Vecinos más Cercanos, para una ventana de 3 años, utilizando PCA superó el modelo sin usar PCA. Una posible explicación es que PCA reduce la dimensionalidad de las variables independientes sin considerar la varianza que aporten a determinar la variable dependiente. Asimismo, en muchas ocasiones los componentes con varianza pequeña sí resultan relevantes en los modelos [50]. Como resultado, se eligió implementar los modelos sin PCA.

Tabla 5.2: Resumen de resultados

	Uno año		Dos años		Tres años	
	PCA	sin PCA	PCA	sin PCA	PCA	sin PCA
Regresion Logística	0.04	**0.23**	0.14	0.24	0.14	**0.33**
Bosque Aleatorio	0.07	0.20	0.15	0.26	0.06	0.19
Bosque Extremadamente Aleatorio	0.07	0.18	0.15	0.25	0.05	0.26
K Vecinos más Cercanos	0.09	0.11	0.12	0.15	0.13	0.07
XGBoost	0.04	0.21	0.14	**0.27**	0.05	0.29

Visualmente se pueden observar las diferencias de los modelos que no utilizaron PCA en la figura 5.1

Los modelos con mejor desempeño, de acuerdo al valor F_1, fueron XGBoost y el modelo de Regresión Logística. En el apéndice B se encuentran los resultados desglosados por estado y modelo para las ventanas de tiempo de uno y tres años. En la mayoría de los estados, la Regresión Logística y XGBoost obtienen los mejores resultados. Los parámetros óptimos para una ventana de dos años fueron una tasa de aprendizaje de 0.2 (menor a la tasa por omisión), profundidad máxima del árbol de 16, y un valor de submuestra de 1. Los parámetros óptimos para una ventana de uno y tres años fueron un máximo de 200 iteraciones, regularizador Ridge y una fuerza de regularización de 1.25.

Para analizar a detalle los resultados, se escogió explorar los resultados de Coahuila

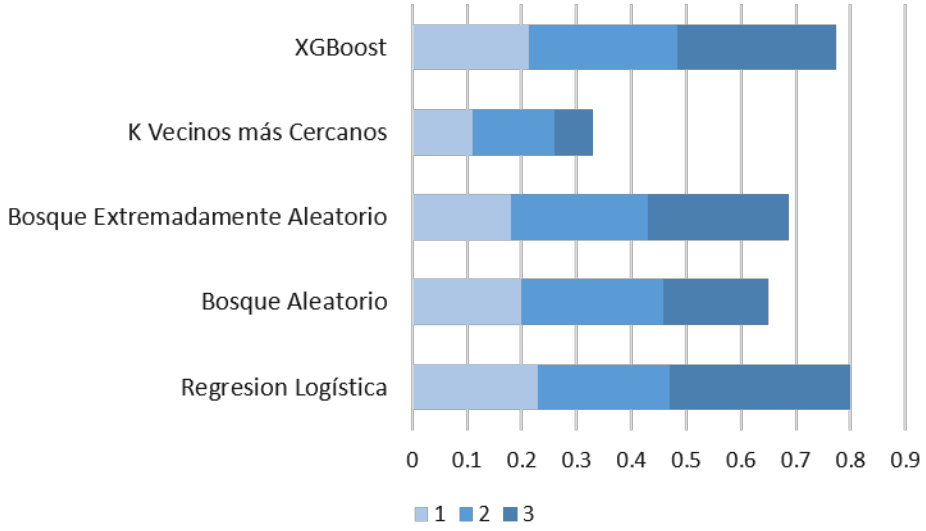


Figura 5.1: Valor F_1 de los modelos

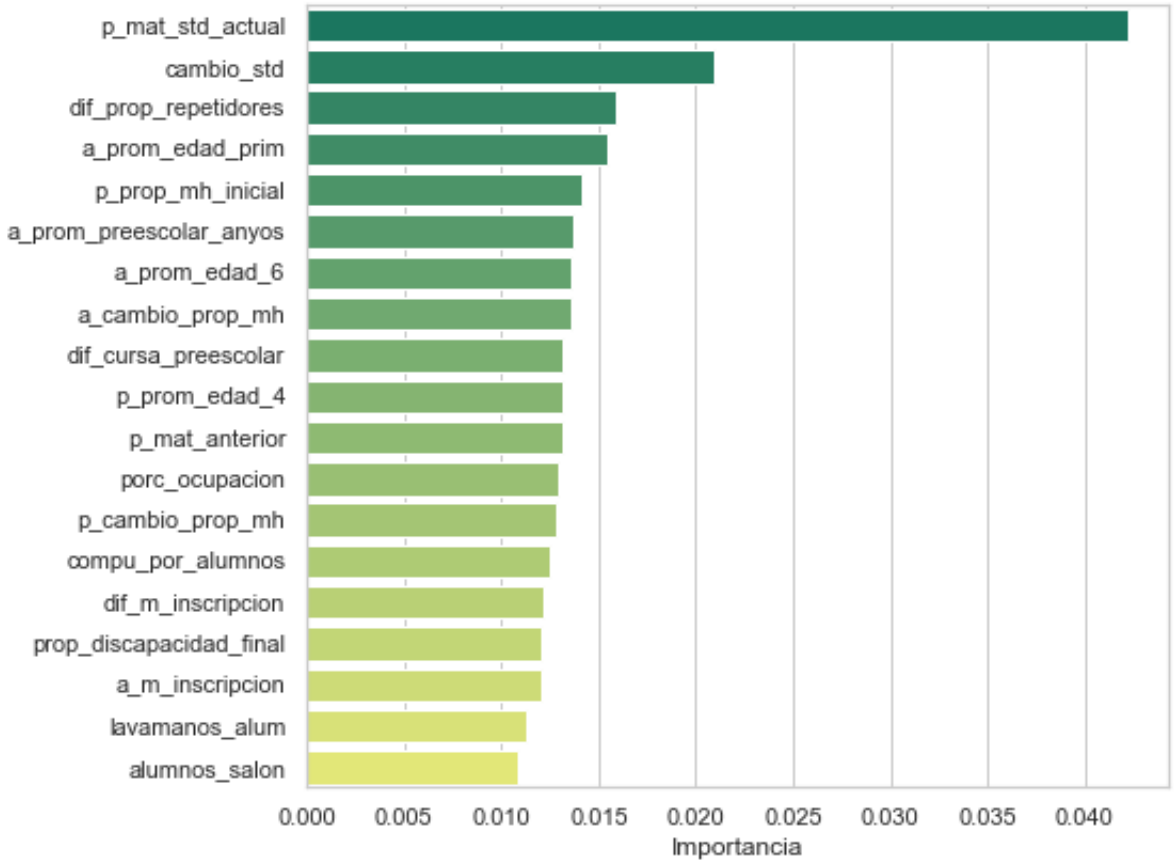


Figura 5.2: Las 20 variables con mayor importancia según XGBoost

para una ventana de 3 años. El modelo XGBoost obtuvo un margen de ganancia de 0.37 mientras que la regresión logística obtuvo un margen de ganancia de 0.19. sobre el punto de referencia de haber clasificado todas las observaciones con la clase mayoritaria

Por un lado, la figura 5.2 muestra la importancia de las 20 variables más significativas según el modelo XGBoost para Coahuila y una ventana de tres años con parámetros óptimos.

Una de las mayores desventajas de los métodos basados en árboles es la dificultad de interpretar el efecto de las variables. Es decir, la edad promedio de los alumnos en primaria (a_prop_edad_prim) es muy significativa pero no sabemos si la relación es proporcional o inversamente proporcional.

Existen herramientas como Explicaciones Interpretativas Locales de Modelos (LIME) y Explicaciones Aditivas de Shapley (SHAP) que facilitan la interpretación del efecto de las variables en el modelo. Ambas herramientas puede ser utilizadas con cualquier modelo. La primera, LIME, funciona perturbando las entradas del modelo y observando el cambio en las predicciones [51]. Mientras que en la segunda, SHAP, se calculan los valores de Shapely de teoría de juegos cooperativa y se interpretan como los cambios esperados en las predicciones del modelo condicionando a cada variable [52]. La figura 5.3 muestra la interpretación de SHAP para el mismo modelo que la figura 5.2. En este caso, podemos ver que la edad promedio de los alumnos en primaria (a_prop_edad_prim) tiene un impacto positivo los resultados del modelo. Es decir, mientras mayor sea la edad promedio, más probabilidad hay que la escuela tenga rendimiento académico decreciente.

Por otro lado, la ventaja de la Regresión Logística es que es muy fácil de interpretar y requiere menor poder de cómputo y memoria. La figura 5.4 muestra los coeficientes de la regresión. Es interesante que ambas figuras coinciden en la importancia de

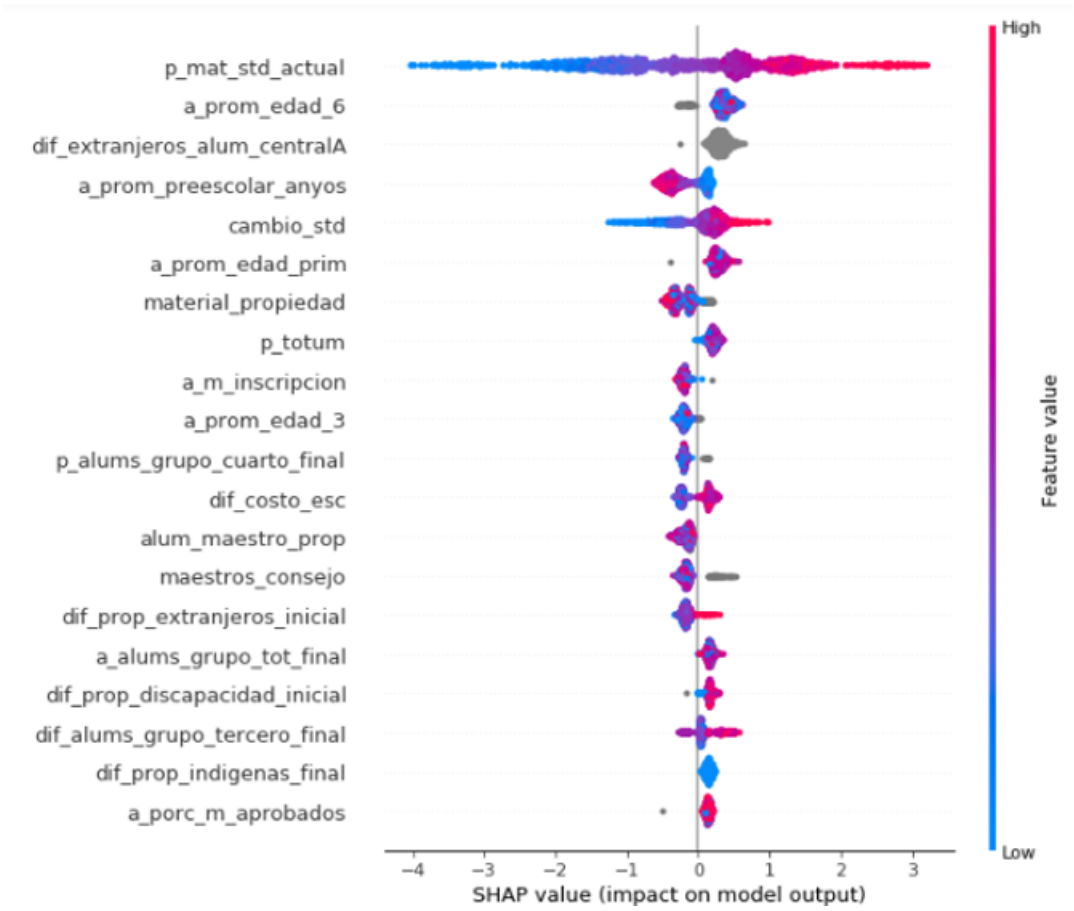


Figura 5.3: Interpretación de SHAP

algunas variables. Volviendo al ejemplo de la edad promedio de los alumnos en primaria (a_prop_edad_prim), la Regresión Logística coincide en que el efecto de la edad promedio es positivo.

Cabe recordar que uno de los requerimientos es que el modelo se pueda aplicar a diferentes estados de la república. Con esto en mente, la tabla 5.3 muestra los valores F_1 por estado y modelo para una ventana de dos años y la tabla 5.4 muestra la ganancia o pérdida de acuerdo al punto de referencia para los cinco modelos explorados también para una ventana de dos años. Los resultados para ventanas de uno y tres años están disponibles en el apéndice B.

Es interesante observar que en cada estado varía el modelo con mejor desempeño y varían los resultados del valor F_1 y margenes de ganancia sobre el punto de referencia.

Tabla 5.3: Resultados para una ventana de dos años

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.70	0.63	0.63	0.73	**0.75**
Baja California	0.69	0.56	0.62	0.71	**0.71**
Baja California Sur	**0.65**	0.58	0.64	0.63	0.64
Campeche	**0.77**	0.69	0.77	0.77	0.77
Coahuila	0.67	0.61	0.69	**0.70**	0.69
Colima	0.62	0.63	0.61	0.59	**0.66**
Chiapas	0.69	0.62	**0.72**	0.70	**0.72**
Chihuahua	0.66	0.61	0.69	0.69	**0.71**
Distrito Federal	0.73	0.63	0.72	0.74	**0.74**
Durango	0.68	0.60	**0.71**	0.68	0.70
Guanajuato	0.70	0.61	**0.71**	0.72	0.71
Guerrero	0.66	0.61	**0.72**	0.68	0.71
Hidalgo	0.71	0.65	0.73	0.73	**0.74**
Jalisco	0.70	0.57	0.69	0.70	**0.71**
México	0.70	0.65	0.65	0.72	**0.72**
Michoacán	0.70	0.60	**0.74**	0.73	**0.74**
Morelos	0.66	0.56	0.66	0.66	**0.67**
Nayarit	0.65	0.60	0.68	0.67	**0.69**
Nuevo León	0.69	0.58	**0.70**	0.69	0.69
Oaxaca					
Puebla	0.58	0.58	0.57	0.64	**0.66**
Querétaro	0.67	0.61	0.71	0.70	**0.71**
Quintana Roo	0.68	0.61	**0.70**	0.70	0.68
San Luis Potosí	0.69	0.61	0.68	0.70	**0.73**
Sinaloa	0.67	0.58	**0.72**	0.69	0.71
Sonora	0.64	0.61	**0.70**	0.63	**0.70**
Tabasco	0.66	0.59	**0.72**	0.69	0.71
Tamaulipas	0.55	0.57	**0.67**	0.57	0.64
Tlaxcala	0.68	0.57	0.60	0.67	**0.70**
Veracruz	0.65	0.62	0.69	0.67	**0.71**
Yucatán	0.68	0.57	0.70	0.68	**0.70**
Zacatecas	0.76	0.63	0.74	0.76	**0.77**
Nacional	0.70	0.61	0.69	0.71	**0.72**

Tabla 5.4: Margen de ganancia sobre el punto de referencia para una ventana de dos años

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.23	0.16	0.16	0.26	**0.28**
Baja California	0.32	0.19	0.25	0.34	**0.34**
Baja California Sur	**0.19**	0.12	0.18	0.17	0.18
Campeche	**0.17**	0.09	0.17	0.16	0.16
Coahuila	0.23	0.16	0.25	**0.26**	0.24
Colima	0.19	0.20	0.18	0.16	**0.23**
Chiapas	0.20	0.14	**0.23**	0.22	**0.23**
Chihuahua	0.20	0.15	0.22	0.23	**0.24**
Distrito Federal	0.24	0.14	0.22	0.25	**0.25**
Durango	0.19	0.11	**0.22**	0.19	0.20
Guanajuato	0.24	0.15	**0.25**	0.25	0.25
Guerrero	0.15	0.09	**0.21**	0.17	0.20
Hidalgo	0.16	0.10	0.18	0.18	**0.19**
Jalisco	0.27	0.15	0.27	0.27	**0.29**
México	0.15	0.10	0.10	0.17	**0.17**
Michoacán	0.21	0.12	**0.26**	0.24	**0.26**
Morelos	0.24	0.14	0.24	0.25	**0.25**
Nayarit	0.29	0.23	0.31	0.30	**0.32**
Nuevo León	0.18	0.07	**0.19**	0.18	0.18
Oaxaca					
Puebla	0.24	0.24	0.22	0.29	**0.32**
Querétaro	0.26	0.19	0.30	0.29	**0.30**
Quintana Roo	0.25	0.18	**0.28**	0.27	0.26
San Luis Potosí	0.21	0.13	0.20	0.22	**0.25**
Sinaloa	0.24	0.15	**0.29**	0.26	0.28
Sonora	0.14	0.11	**0.20**	0.13	**0.20**
Tabasco	0.26	0.19	**0.32**	0.29	0.31
Tamaulipas	0.16	0.19	**0.29**	0.19	0.26
Tlaxcala	0.22	0.11	0.14	0.21	**0.23**
Veracruz	0.20	0.18	0.25	0.22	**0.26**
Yucatán	0.30	0.19	0.31	0.30	**0.31**
Zacatecas	0.19	0.05	0.16	0.18	**0.19**
Nacional	0.25	0.15	0.24	0.26	**0.27**

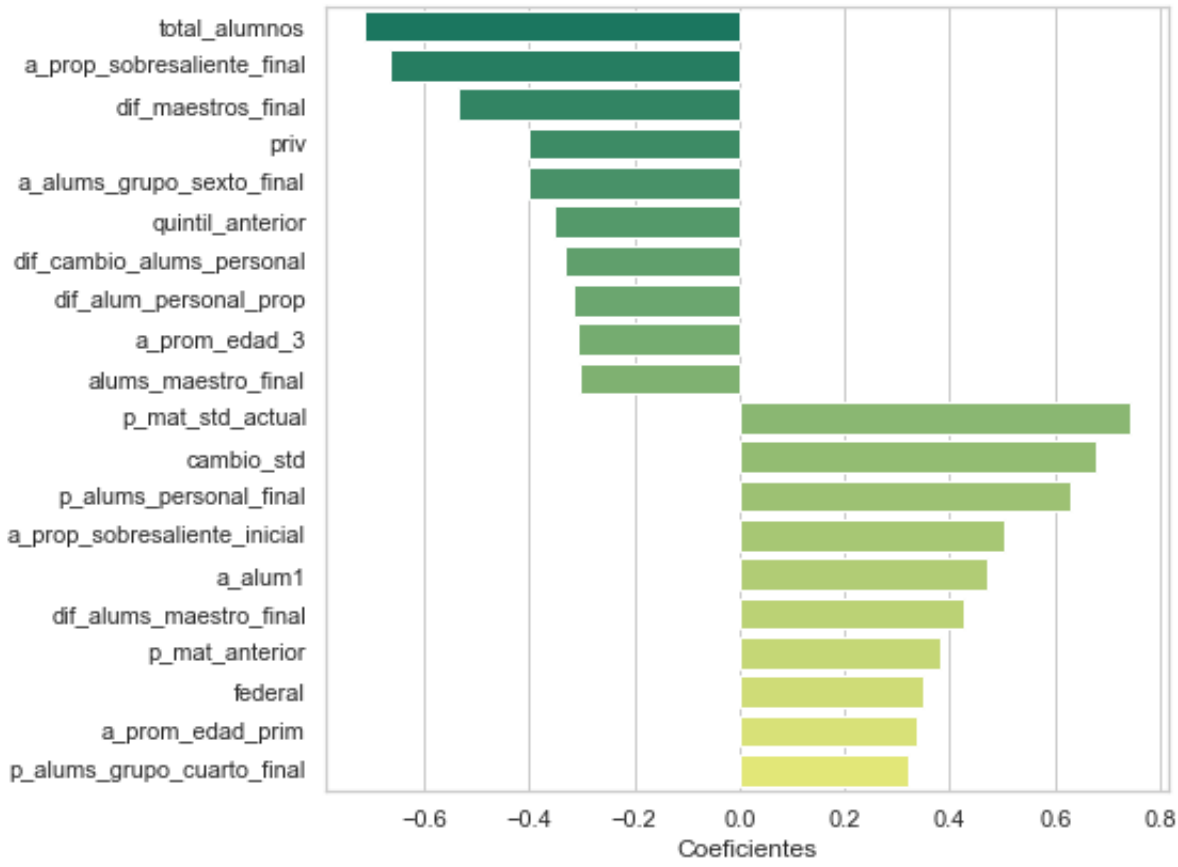


Figura 5.4: Las 10 variables con mayores y menores coeficientes en el modelo de regresión logística

5.5 Resumen del capítulo

Se utilizaron cinco modelos de clasificación no profundos: Regresión Logística, Bosque Aleatorio, Bosque Extremadamente Aleatorio, Vecinos más Cercanos y XGBoost. Se exploraron diferentes parámetros a través de tuberías y la función GridsearchCV. Algunos resultados notables son que, en general, los modelos sin PCA tuvieron mejores resultados que los modelos con PCA, y que el modelo XGBoost y de Regresión Logística obtuvieron los valores F_1 más altos. Sin embargo, ningún modelo superó al otro en todos las ventanas de tiempo y estados.

CAPÍTULO 6

EVALUACIÓN

6.1 Evaluación de los resultados

Se cumplió el primer objetivo específico del proyecto de minería ya que se construyó un modelo de clasificación de escuelas con rendimiento decreciente. A través del modelo es posible responder ¿cuáles escuelas están en riesgo de tener bajo desempeño y qué características están relacionadas? Asimismo, el modelo es flexible ya que se puede adaptar a predicciones con ventanas de uno, dos o tres años y a diferentes entidades federativas. La decisión de utilizar un modelo de Regresión Logística sobre un modelo basado en árboles permite que los resultados sean interpretados con mayor facilidad.

Se considera el proyecto exitoso por generar nuevo conocimiento. Sin embargo, su éxito real será una vez que sea usado para la toma de decisiones en programas sociales para escuelas primarias en México.

El objetivo del sector educación se cumplirá si se logra hacer una asignación más informada, transparente y específica y como resultado se logra mejorar la calidad educativa del país.

6.2 Proceso de revisión

Por un lado, una de las fortalezas del proyecto fue la sinergia de las dos culturas de modelos estadísticos [27]. Se utilizaron modelos algorítmicos como Bosques Aleatorios que logran identificar relaciones no-lineales entre los datos e interacciones de variables para crear nuevas variables y seleccionar las más importantes. Más adelante se

seleccionó una Regresión Logística, para el despliegue que se describirá en el siguiente capítulo, por ser un modelo más simple.

Por otro lado, una de las debilidades fue el poco margen de ganancia del modelo sobre el punto de referencia para algunos estados y para algunas ventanas de tiempo.

Es posible que falten variables informativas como cambios en los niveles de violencia de la localidad donde se encuentra la escuela, cambios climáticos o otros cambios externos a la escuela. Vale la pena invertir en nuevas variables de cambio para mejorar el modelo.

Finalmente, cabe resaltar que el modelo no captura información de Oaxaca ya que las escuelas generales no presentaron la prueba en el 2013. Margenes pequeños de ganancia como el del estado de Campeche, para una ventana de tres años, puede ser resultado del bajo número de observaciones. Esto a su vez puede ser causa de la falta de control en la aplicación de ENLACE [36]. Puede que no se tenga información suficiente para responder la pregunta con las variables o puede ser que el supuesto de que las calificaciones son verdaderas, informativas y significativas sea falso.

6.3 Determinación de los pasos siguientes

Además de las escuelas generales, en México existen escuelas comunitarias e indígenas. El paso siguiente es incluir las escuelas indígenas y comunitarias en el análisis.

Asimismo, como fue mencionado previamente, en una segunda versión es deseable incluir características de las localidades y cambios externos a las escuelas. Del mismo modo, cabe recordar que el proyecto tiene como objetivo explorar el sistema complejo adaptativo de la educación en México. Por lo tanto, en un futuro vale la pena volver el flujo dinámico de modo que los modelos se actualicen con información cada año.

Como trabajo futuro, también sería interesante construir un modelo de predicción a

nivel alumno utilizando características personales. Se espera que los modelos a nivel alumno, incluyendo características de la escuela, expliquen mucho más que los modelos a nivel escuela. Por un lado, podría agregar valor utilizar métodos de aprendizaje de máquina para observar los factores que diferencian a las escuelas y el valor agregado de cada una [29]. Por otro lado, se pueden utilizar métodos de estadística Bayesiana para construir modelos jerárquicos para cada tipo de escuela y entidad federativa.

En cuanto a los modelos, queda como líneas futuras, con una mayor cantidad de datos en el tiempo, explorar modelos profundos y de series de tiempo como ARIMA (del inglés, *AutoRegressive Integrated Moving Average*).

Finalmente, dado las limitaciones de la prueba ENLACE, en un futuro se pueden crear modelos que se centren en la deserción en vez de calificación académica. Esto se puede implementar utilizando el cambio de matrícula por ciclo escolar reportado en el formato 911.

CAPÍTULO 7

DISTRIBUCIÓN

Una vez que se han evaluado los resultados, se puede distribuir el conocimiento. En este capítulo se explora el despliegue del producto de datos. Esto con el fin de cumplir el segundo objetivo específico de crear una aplicación web para hacer disponible el modelo y sus resultados.

7.1 Planificación de distribución

La estrategia para la distribución fue a través de una aplicación web. La ventaja de una aplicación web es que puede ser accedida desde cualquier lugar geográfico con Internet y un navegador. De esta forma se pretende que el proyecto tenga mayor alcance.

La aplicación web permite a los usuarios hacer consultas para estados y diferentes ventanas de tiempo. De forma que el usuario pueden realizar lo siguiente:

1. Seleccionar los estados y la ventana de tiempo de la cual desee obtener información.
2. Visualizar en un mapa las escuelas con rendimiento decreciente para tal selección.
3. Obtener la clave de la escuela al dar click sobre un punto en el mapa.
4. Descargar una lista con clave de la escuela y su clasificación.
5. Visualizar las variables más significativas con sus coeficientes y una descripción.

6. Visualizar el número de observaciones y el valor F_1 de la clasificación.

7.1.1 Aplicación web

Se construyó la aplicación web utilizando la herramienta "Dash". Dash es un entorno de trabajo de Python que está basado en Flask y React. Se escogió este entorno de trabajo por la facilidad de implementar el código previamente escrito en Python de creación de mapas y de aprendizaje de máquina como el Bosque Aleatorio para la imputación de datos y modelos de Regresión Logística.

Para la construcción de la aplicación se generó un archivo "Classifier.py" con los métodos de limpieza y de modelado y el archivo principal "app.py" que llama a los métodos y despliega el mapa, las tablas y el menú.

7.1.2 Alojamiento web

Para el despligue existen varias alternativas, entre ellas utilizar plataformas como Amazon Web Services, Microsoft Azure o Heroku. En un principio se eligió utilizar Heroku por su facilidad de vincular la aplicación con un repositorio de Github. Sin embargo, en Heroku corren las aplicaciones sobre una máquina Linux sin opción de hacer grandes modificaciones al entorno. Por esa razón, se optó por hacer el despligue en Microsoft Azure desde un contenedor de Docker.

Se construyeron dos imágenes de Docker. Docker es una plataforma para el desarrollo, migración y ejecución de aplicaciones utilizando la tecnología de virtualización de contenedores [53]. Utilizando un archivo Dockerfile es posible crear nuevas imágenes que son utilizadas para obtener e instanciar contenedores.

La primera imagen (paolamedo/dash-sql-azure) está construida sobre una máquina Ubuntu versión 16. Una de las mayores complicaciones del despliegue fue acceder a

un servidor SQL de Microsoft desde Ubuntu. Para esto fue necesario instalar drivers y programas especiales como mssql. La instalación de programas, drivers y aplicaciones como Python es tardada y puede ser utilizada en muchos otros proyectos por eso se optó por construir dos imágenes: la primera es la imagen de Ubuntu con drivers para acceder a la base de datos y la segunda contiene los archivos y códigos específicos de la aplicación.

La segunda imagen (paolamedo/sql-azure) está construida sobre la primer imagen y agrega los archivos específicos del proyecto. Asimismo, expone el puerto 8050 (sobre el cual corre la aplicación de Dash) y automáticamente empieza la aplicación.

La ventaja de tener ambas imágenes es que cualquier cambio en el código solo modifica la segunda imagen que se construye en poco tiempo. Ambas imágenes se construyeron de forma local y una vez probadas fueron agregadas a DockerHub, una biblioteca en línea de imágenes.

Finalmente, se creó una aplicación web en Microsoft Azure y se vinculó con la imagen paolamedo/sql-azure. La aplicación se actualiza automáticamente cuando la imagen de DockerHub se actualiza. Al igual que en la construcción de la imagen, fue necesario exponer el puerto 8050 en Microsoft Azure para poder acceder a la aplicación. Se escogió un plan de aplicación con 1 GB de memoria y 60 minutos de computo al día por restricción presupuestal. Sin embargo, es posible mejorar la velocidad y memoria en cualquier momento.

Las figuras 7.1 y 7.2 muestran la interfaces de la aplicación recibiendo solicitudes remotas. La figura 7.1 muestra el menú de selección y la explicación introductoria mientras que la figura 7.2 muestra el mapa, la lista de variables importantes, el vínculo para descargar la lista de escuelas y las métricas de resultados. La aplicación está disponible en la siguiente dirección: https://enlace-performance.azurewebsites.net/

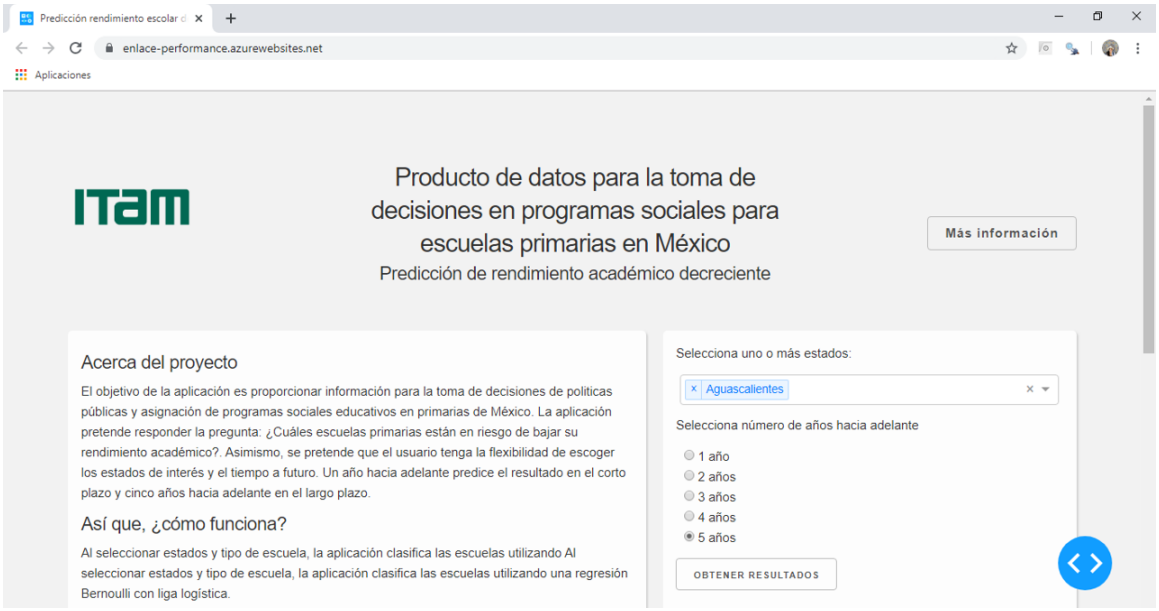


Figura 7.1: Interfaz superior de aplicación web

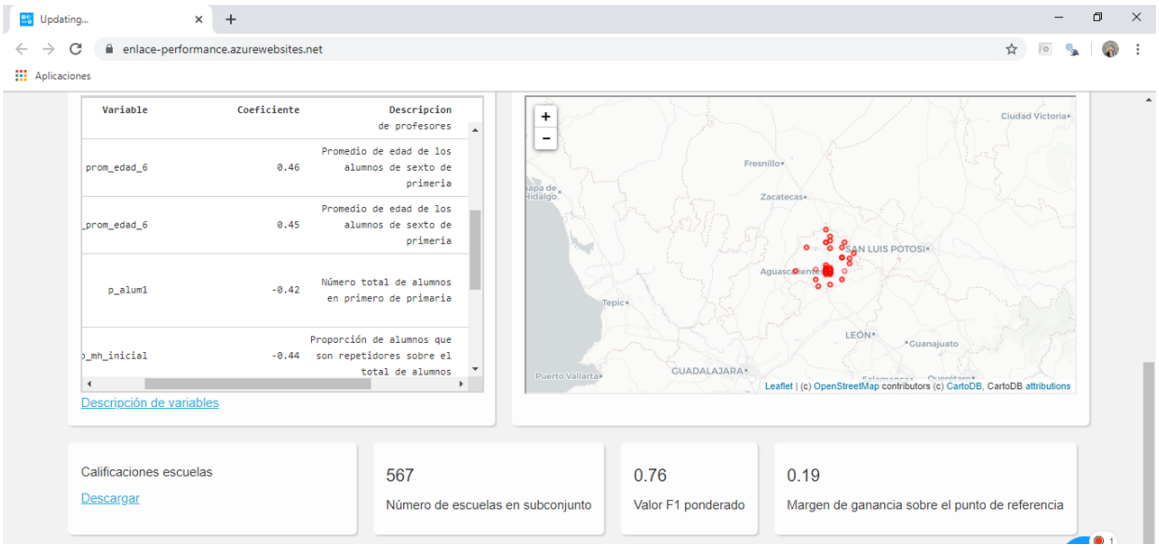


Figura 7.2: Interfaz inferior de aplicación web

Finalmente, la figura 7.3 muestra la sección expandida de “Más información” la cual contiene los vínculos a la documentación, códigos y bases de datos.

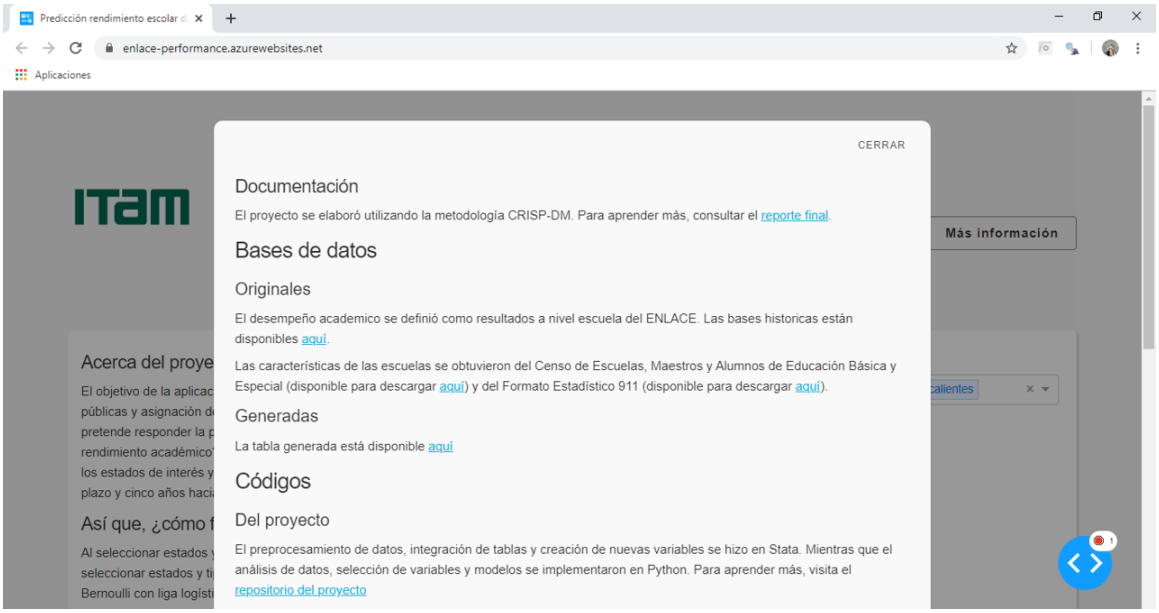


Figura 7.3: Interfaz de más información

7.1.3 Base de datos

Se creó una base de datos y un servidor remoto SQL en Azure. Los datos procesados en formato de texto fueron convertidos en un script SQL. Para poder acceder a la base de datos desde la aplicación se editó la configuración del firewall de la base para que permitiera solicitudes desde cualquier IP. El almacenamiento tiene un tamaño máximo de 13 GB y un costo mensual aproximado de 37 pesos. Por el momento, el costo de la base de datos está siendo subsidiado por los 100 dólares gratis de prueba como estudiante.

7.2 Limitaciones

El plan de la aplicación gratuito tiene una memoria que no soporta trabajar con la base de datos completa. Originalmente, el usuario podía escoger diferentes estados de la república o todos con la opción “Nacional”. Sin embargo, dados los problemas de memoria se eliminó esa opción. En un futuro se deberá limitar el número de estados

que se puedan escoger o aumentar el plan de la aplicación pagando por más memoria.

Asimismo, otra limitante es que para reducir costos, la base de datos se apaga automáticamente después de 1 hora de inactividad. Por lo tanto, la primera consulta después de 1 hora de inactividad falla pero prende la base de datos de forma que las consultas futuras sí se pueden realizar.

7.3 Planificación de control y mantenimiento

Azure facilita el control y el mantenimiento de la aplicación con estadísticas semanales y notificaciones en caso de que ocurran errores. El mantenimiento será fácil gracias a la buena documentación de código.

Es importante mantener la aplicación vigente actualizando los datos. Actualmente, ENLACE no es vigente. En su lugar está Planea que tiene menor alcance pero la información puede ser utilizada para actualizar los datos y los modelos. Asimismo, para darle mantenimiento tiene sentido también actualizar la información de las escuelas con el formato 911 de años futuros.

7.4 Estándares utilizados

Los siguientes estándares fueron utilizados para el desarrollo de la aplicación:

- **CRISP-DM** Metodología utilizada.
- **ISO/IEC 20546** Vocabulario de "Big Data" [54].
- **REF 3629** Codificación UTF-8.
- **REF 4180** Formato *Comma-Separated Values* (CSV).
- **ISO/IEC 9075** Lenguaje SQL.

- Python 3.7.
    - pandas versión 0.23.4
    - scikit-learn versión 0.21.3
    - dash versión 1.2.0
    - dash-bootstrap-components versión 0.7.0
    - dash-core-components versión 1.1.2
    - dash-html-components versión 1.0.1
    - dash-table versión 4.2.0
    - folium versión 0.2.1
    - pyodbc versión 4.0.24
- Stata versión 14
- R versión 3.5.2

7.5 Revisión final del proyecto- Conclusiones

Hubo tres grandes aprendizajes del proyecto: la importancia de los objetivos del negocio; utilizar modelos como medio, no como fin; y la importancia de crear tuberías y flujos.

En primer lugar, el valor de un proyecto es proporcional al impacto que puede generar. En el caso del proyecto, utilizar una red neuronal suena atractivo pero no responde a los requerimientos de transparencia e interpretabilidad del sector educativo. Asimismo, considerando los potenciales clientes, tiene sentido usar un modelo simple cuyos coeficientes sean fáciles de interpretar.

Esto está muy ligado al segundo aprendizaje, los modelos algorítmicos y paquetes estadísticos (como Sci-kit Learn) son herramientas que deben ser utilizadas una vez

que los datos han sido comprendidos. En un principio, se intentó construir modelos con todas las variables, en muchos casos, "sucias" y sin relevancia. El aprendizaje fue analizar las datos, buscar correlaciones y utilizar conocimiento del sector para crear nuevas variables significativas como proporciones o promedios. Asimismo, en un principio, se construyó una red recurrente LSTM con varias capas cuyos resultados eran muy similares a los de una regresión lineal. Si bien existe valor en probar con nuevas técnicas, se debe entender el problema primero antes de entrenar un modelo.

Finalmente, las fugas de datos ocurren cuando el conjunto de datos de entrenamiento está contaminados por el conjunto de datos de prueba. En un principio, se normalizaron todas las variables y después se dividió el conjunto de datos en prueba y entrenamiento. El error está en que los datos de prueba fueron normalizados con la media y la desviación estándar de los datos de entrenamiento. Una solución para evitar la fuga de datos es utilizar las tuberías. Las tuberías se aseguran de transformar los datos siguiendo los mismos pasos pero para cada conjunto de datos por separado.

7.6 Implicaciones éticas

Se está haciendo universal e insistente el clamor que demanda una nueva actitud ética como la única y urgente solución a los graves problemas del mundo. En casi todos los campos de la actividad humana se está agudizando un estado de riesgo y de cercanía a los límites de tolerancia [55] y la ciencia de datos no es excepción.

Por un lado, los modelos de aprendizaje de máquina han sido criticados por distorsionar los mercados y desfavorecer a los marginados [56]. Por ejemplo, modelos predictivos usados para contratar empleados leales tienden a favorecen a los hombres sobre las mujeres y a hombres "blancos" sobre hombres "negros". La razón de esto es que los modelos se construyen con datos históricos y la muestra está sesgada ya que en el pasado ha habido más trabajadores "blancos" hombres que mujeres o personas

de otras razas [57].

Como consecuencia, las injusticias y los prejuicios de las decisiones humanas históricas, se han perpetuado a los modelos. Sin embargo, la diferencia entre los modelos y los decisiones humanas retrogradas o mal informadas es que el pensamiento humano puede evolucionar a ser más incluyente, mientras que los modelos solo codifican el pasado.

Este trabajo ofrece una herramienta para la toma de decisiones de política pública y asignación de recursos en programas sociales. Sin embargo, no tiene la verdad absoluta. Las variables de la regresión no implican causalidad, sino correlación. El objetivo es orientar e informar de una manera transparente y clara a un grupo de individuos capaz de tomar decisiones. Se espera que este grupo de individuos utilice la herramienta para el bien y tengan la capacidad de discernir y extraer la información valiosa.

Por un lado, el uso puede ser perverso de tres formas. La primera, si se utiliza la información para privilegiar a las escuelas con mayores oportunidades, aumentando la brecha educativa y social.

La segunda, si no se toman en cuenta los sesgos y la poca información de escuelas de estados como Oaxaca y Michoacán o se considera un modelo completamente justo.

Finalmente, la tercera es si se reduce el problema multidimensional de la educación y el aprendizaje en México a una prueba estandarizada. El trabajo utiliza ENLACE por su gran alcance y como una métrica simple de la educación. Sin embargo, existen otros factores que deben ser analizados a profundidad, incluyendo las tasas de deserción y nivel máximo de estudio de los alumnos.

Por otro lado, tomando en cuenta los sesgos y limitaciones de los modelos, el sistema puede ser utilizado como una herramienta para favorecer el desarrollo de un país más prospero, más justo y más libre.

Este trabajo debe ser utilizado para el bien común, traducido en disminuir la brecha escolar y contribuir al contrato social construido sobre los supuestos de dignidad, igualdad y libertad de todos los seres humanos [55]. Convirtiéndose, de acuerdo al principio de definición de valor, en un sistema valioso por contribuir al desarrollo de la humanidad.

Apéndices

APÉNDICES A

INGENIERÍA DE CARACTERÍSTICAS

Utilizando el formato 911 y CEMABE se crearon las siguientes variables

Nombre de variable	Descripción
admin_personal	Proporción de personal administrativo, auxiliar y de servicios del total de personal
alum_especiales_h	Proporción de alumnos hombres con necesidades educativas especiales
alum_personal_prop	Numero de alumnos por personal escolar
alum_salon	Número de alumnos por salón (CEMABE)
alum1	Número total de alumnos en primero de primaria
alumnos_salon	Número de alumnos por salón (F911)
alums_grupo_cuarto_final	Número de alumnos por grupo en cuarto de primaria al final del ciclo escolar
alums_grupo_cuarto_inicial	Número de alumnos por grupo en cuarto de primaria al inicio del ciclo escolar
alums_grupo_quinto_final	Número de alumnos por grupo en quinto de primaria al final del ciclo escolar
alums_grupo_quinto_inicial	Número de alumnos por grupo en quinto de primaria al inicio del ciclo escolar

alums_grupo_sexto_final	Número de alumnos por grupo en sexto de primaria al final del ciclo escolar
alums_grupo_sexto_inicial	Número de alumnos por grupo en sexto de primaria al inicio del ciclo escolar
alums_grupo_tercero_final	Número de alumnos por grupo en tercero de primaria al final del ciclo escolar
alums_grupo_tercero_inicial	Número de alumnos por grupo en tercero de primaria al inicio del ciclo escolar
alums_maestro_final	Número de alumnos entre número de maestros al final del ciclo escolar
alums_personal_final	Número de alumnos entre número total de personal al final del ciclo escolar
anyo_actual	Último año del periodo del cual se calcula el cambio
cambio_alums_grupo	Cambio entre el número de alumnos por grupo al final y al principio del ciclo escolar
cambio_alums_personal	Cambio entre la proporción de alumnos por personal al final y al principio del ciclo escolar
cambio_matricula	Cambio de matricula entre el inicio y el final del ciclo escolar
cambio_prop_mh	Cambio en la proporción de alumnos mujeres y hombres entre el inicio y el final del ciclo escolar
capacidad_alumnos	Total de alumnos que podrían ser atendidos en el inmueble
cct	Clave del Centro de Trabajo. Identifica a las escuelas.
colegiatura	Costo de colegiatura anual

compu_por_alumnos	Proporción de computadoras por alumnos
compu_sirven	Proporción de las computadoras que sí sirven
costo_esc	Costo de la escuelas separado a la colegiatura
diferencia	Diferencia de años entre el periodo actual y el periodo anterior
DIRSERVREG	Numero de delegación regional a la que pertenece
edo	Entidad federativa en la que se encuentra la escuela
extranjeros_alum_h	Proporción de alumnos extranjeros hombres del total de alumnos hombres
h_inscripcion	Proporción de alumnos hombres inscritos del total de alumnos hombres
horas_arte	Cantidad de horas impartidas a la semana por el personal docente especial de arte en el centro de trabajo
horas_idioma	Cantidad de horas impartidas a la semana por el personal docente especial de idiomas en el centro de trabajo
lavamanos_alum	Número de lavamanos por alumnos
m_inscripcion	Proporción de alumnas mujeres inscritas del total de alumnas mujeres
maestros_especiales	Proporción de personal docente especial del personal docente total
p_mat_anterior	Calificación de matemáticas de la escuela en el periodo anterior
muebles_reparacion	Número de muebles que necesitan reparación

nivelCarrMagis_1V	Proporción de profesores que se encuentran en el programa de carrera magisterial en la primera vertiente (profesores frente a grupo) del total de profesores
normal_maestros	Proporción de personal docente con nivel educativo "Normal"del total de personal docente
oficinas_por_alum	Número de oficinas administrativas por alumnos
padres_consejo	Proporción de padres que forman parte del Consejo Escolar de Participación Social del total de miembros
porc_h_aprobados	Proporción de alumnos hombres aprobados al final del ciclo escolar
porc_h_existencia	Proporción de alumnos hombres que se inscribieron y siguen en la escuela al terminar el ciclo escolar
porc_m_aprobados	Proporción de alumnas mujeres que aprobaron al final del ciclo escolar
porc_m_existencia	Proporción de alumnas mujeres que se inscribieron y siguen en la escuela al terminar el ciclo escolar
porc_ocupacion	Cuanto de la capacidad total de la escuela se está utilizando
porc_tot_aprobados	Proporción de alumnos que aprobaron al final del ciclo escolar
porc_tot_existencia	Proporción de alumnos que se inscribieron y siguen en la escuela al terminar el ciclo escolar
prop_carr_magisterial	Proporción de personal en el programa de carrera magisterial del total de personal

prop_extranjeros_final	Proporción de alumnos extranjeros del total de alumnos al inicio del ciclo escolar
prop_extranjeros_inicial	Proporción de alumnos extranjeros del total de alumnos al final del ciclo escolar
prom_edad_3	Promedio de edad de los alumnos de tercero de primeria
prom_edad_4	Promedio de edad de los alumnos de cuarto de primeria
prom_edad_5	Promedio de edad de los alumnos de quinto de primeria
prom_edad_6	Promedio de edad de los alumnos de sexto de primeria
prom_edad_prim	Promedio de edad de los alumnos de primaria de primeria
prom_preescolar_anyos	Promedio de años de pre-escolar cursados por alumnos de primero de primaria
prom_preescolar_anyos_m	Promedio de años de pre-escolar cursados por alumnas mujeres de primero de primaria
prop_mh_aprobados	
prop_mh_final	Proporción de mujeres a hombres de los alumnos inscritos
prop_mh_inicial	Proporción de alumnos que son repetidores sobre el total de alumnos
prop_mh_inscripcion	Número de hombres inscritos sobre el número de mujeres inscritas
prop_repetidores	Proporción de los alumnos repetidores sobre el total de alumnos
prop_usaer_inicial	Proporción alumnos atendidos por la Unidad de Servicios de Apoyo a la Educación Regular del total de alumnos

semaforo_std	Variable objetivo. Indica si en el periodo seleccionado, bajo el desempeño escolar más de 0.2 desviaciones estándar.
tazas_sanitarias_alum	Número de tazas sanitarias por alumnos
tot_h	Número total de alumnos hombres en la escuela
tot_inscripcion	Número total de alumnos que se inscribieron en la escuela
tot_personal	Número total de personal en la escuela
total_banyos	Número total de baños en la escuela
usaer_alum_h	Proporción de alumnos hombres atendidos por la Unidad de Servicios de Apoyo a la Educación Regular del total de alumnos hombres
ZONAESCOLA	Divisiones geográficas de escuelas

APÉNDICES B

TABLAS DE RESULTADOS

Las siguientes tablas muestran los resultados para cada estado y modelo para ventanas de uno y tres años. Es interesante notar que en la tabla de resultados de una ventana de tres años no aparece Oaxaca ni Michoacán. La razón de esto es que las escuelas primarias de Michoacán no presentaron la prueba en el 2008 y las escuelas primarias generales de Oaxaca tampoco realizaron la prueba en el 2013.

Tabla B.1: Resultados para una ventana de un año

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.71	0.56	0.57	**0.72**	**0.72**
Baja California	0.72	0.62	0.62	0.73	**0.75**
Baja California Sur	0.62	0.62	0.67	0.62	**0.71**
Campeche	0.65	0.63	**0.73**	0.65	0.72
Coahuila	0.63	0.61	**0.71**	0.66	0.69
Colima	0.60	0.64	**0.67**	0.60	0.62
Chiapas	0.71	0.61	**0.73**	0.71	0.73
Chihuahua	0.59	0.59	**0.67**	0.62	0.66
Distrito Federal	0.69	0.64	0.66	0.69	**0.73**
Durango	0.65	0.60	**0.71**	0.65	0.68
Guanajuato	0.66	0.59	**0.72**	0.68	0.70
Guerrero	0.69	0.61	**0.75**	0.69	0.70
Hidalgo	0.65	0.61	**0.71**	0.68	0.70
Jalisco	0.72	0.62	**0.73**	0.72	0.73
México	0.59	0.60	**0.68**	0.61	0.65
Michoacán	0.65	0.58	**0.72**	0.69	0.71
Morelos	0.63	0.52	0.68	0.65	**0.69**
Nayarit	0.64	0.57	**0.66**	0.64	0.65
Nuevo León	0.73	0.62	**0.76**	0.76	0.74
Oaxaca					
Puebla	0.69	0.58	0.69	0.69	**0.71**
Querétaro	0.67	0.61	**0.72**	0.69	0.70
Quintana Roo	0.65	0.60	0.68	0.66	**0.71**
San Luis Potosí	0.71	0.65	0.73	0.71	**0.76**
Sinaloa	0.58	0.56	**0.67**	0.60	0.64
Sonora	0.63	0.60	**0.69**	0.65	0.69
Tabasco	0.63	0.56	**0.70**	0.64	0.68
Tamaulipas	0.55	0.55	**0.69**	0.58	0.64
Tlaxcala	0.66	0.59	0.69	0.66	**0.71**
Veracruz	0.59	0.60	0.70	0.61	**0.72**
Yucatán	0.64	0.58	**0.71**	0.66	0.69
Zacatecas	0.68	0.64	0.72	0.68	**0.73**
Nacional	0.67	0.60	**0.72**	0.69	0.71

Tabla B.2: Margen de ganancia sobre el punto de referencia para una ventana de un año

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.15	0.01	0.02	**0.17**	**0.17**
Baja California	0.16	0.06	0.06	0.17	**0.19**
Baja California Sur	0.07	0.08	0.12	0.07	**0.16**
Campeche	0.10	0.08	**0.17**	0.10	0.16
Coahuila	0.11	0.09	**0.19**	0.13	0.17
Colima	0.07	0.12	**0.14**	0.08	0.10
Chiapas	0.18	0.09	**0.21**	0.19	0.21
Chihuahua	0.15	0.15	**0.23**	0.18	0.22
Distrito Federal	0.14	0.09	0.11	0.14	**0.18**
Durango	0.16	0.11	**0.23**	0.16	0.20
Guanajuato	0.17	0.10	**0.23**	0.19	0.21
Guerrero	0.20	0.12	**0.26**	0.20	0.21
Hidalgo	0.12	0.08	**0.18**	0.15	0.17
Jalisco	0.15	0.05	**0.16**	0.15	0.16
México	0.10	0.10	**0.18**	0.12	0.15
Michoacán	0.22	0.15	**0.30**	0.27	0.29
Morelos	0.16	0.06	0.21	0.18	**0.22**
Nayarit	0.21	0.13	**0.22**	0.21	0.21
Nuevo León	0.15	0.04	**0.18**	0.18	0.16
Oaxaca					
Puebla	0.19	0.08	0.19	0.19	**0.21**
Querétaro	0.17	0.11	**0.22**	0.19	0.20
Quintana Roo	0.13	0.08	0.16	0.14	**0.19**
San Luis Potosí	0.10	0.03	0.11	0.09	**0.15**
Sinaloa	0.13	0.12	**0.22**	0.15	0.20
Sonora	0.10	0.07	**0.17**	0.12	0.16
Tabasco	0.20	0.13	**0.26**	0.21	0.25
Tamaulipas	0.18	0.19	**0.32**	0.21	0.27
Tlaxcala	0.15	0.08	0.18	0.16	**0.20**
Veracruz	0.14	0.15	0.25	0.16	**0.27**
Yucatán	0.22	0.16	**0.29**	0.25	0.28
Zacatecas	0.11	0.06	0.14	0.10	**0.15**
Nacional	0.18	0.11	**0.23**	0.20	0.21

Tabla B.3: Resultados para una ventana de tres años

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.81	0.58	0.11	0.68	**0.83**
Baja California	0.62	0.47	0.54	**0.67**	0.63
Baja California Sur	0.61	0.50	0.51	0.64	0.51
Campeche	0.68	0.26	0.44	0.65	**0.77**
Coahuila	0.66	0.50	0.53	0.65	**0.71**
Colima	0.55	0.54	0.43	0.57	**0.60**
Chiapas	0.63	0.58	**0.71**	0.64	0.57
Chihuahua	0.50	0.55	**0.71**	0.49	0.67
Distrito Federal	0.63	0.49	0.46	0.57	**0.75**
Durango	0.53	0.54	0.37	**0.55**	0.52
Guanajuato	0.63	0.45	**0.73**	0.65	0.71
Guerrero	0.64	0.62	0.59	**0.69**	0.68
Hidalgo	0.62	0.55	0.59	0.35	**0.67**
Jalisco	0.65	0.48	**0.72**	0.59	0.68
México	0.63	0.58	0.48	0.53	**0.71**
Michoacán					
Morelos	**0.66**	0.60	0.35	0.53	0.60
Nayarit	0.43	0.54	**0.71**	0.41	0.66
Nuevo León	0.69	0.58	**0.74**	0.62	0.72
Oaxaca					
Puebla	0.55	0.57	0.61	0.59	**0.67**
Querétaro	0.62	0.51	0.35	0.65	**0.70**
Quintana Roo	0.61	0.50	0.45	0.49	**0.62**
San Luis Potosí	0.51	0.58	**0.74**	0.59	0.72
Sinaloa	0.67	0.49	0.60	0.63	**0.72**
Sonora	0.69	0.53	0.75	0.66	**0.75**
Tabasco	0.61	0.53	0.58	0.59	**0.66**
Tamaulipas	0.63	0.38	0.48	0.55	**0.64**
Tlaxcala	0.69	0.43	0.34	0.63	**0.70**
Veracruz	0.62	0.52	0.52	0.58	**0.71**
Yucatán	0.66	0.44	0.54	0.61	**0.74**
Zacatecas	0.69	0.58	0.34	0.52	**0.71**
Nacional	0.65	0.45	**0.71**	0.58	0.67

Tabla B.4: Margen de ganancia sobre el punto de referencia para una ventana de tres años

	ET	KNN	Regresion Logística	Bosque Aleatorio	XGBoost
Aguascalientes	0.10	-0.13	-0.60	-0.03	**0.12**
Baja California	0.14	-0.01	0.05	**0.19**	0.15
Baja California Sur	0.22	0.11	0.12	0.25	0.12
Campeche	0.10	-0.31	-0.14	0.07	**0.19**
Coahuila	0.32	0.16	0.19	0.31	**0.37**
Colima	0.20	0.19	0.07	0.21	**0.24**
Chiapas	0.14	0.09	**0.22**	0.15	0.08
Chihuahua	0.08	0.13	**0.29**	0.07	0.26
Distrito Federal	0.25	0.10	0.08	0.19	**0.37**
Durango	0.08	0.09	-0.08	**0.10**	0.07
Guanajuato	0.22	0.04	**0.32**	0.24	0.30
Guerrero	0.06	0.04	0.01	**0.11**	0.10
Hidalgo	0.16	0.08	0.13	-0.11	**0.20**
Jalisco	0.27	0.10	**0.33**	0.21	0.30
México	0.20	0.14	0.04	0.09	**0.27**
Michoacán					
Morelos	**0.29**	0.23	-0.02	0.17	0.24
Nayarit	-0.03	0.08	**0.25**	-0.05	0.20
Nuevo León	0.21	0.10	**0.26**	0.14	0.25
Oaxaca					
Puebla	0.18	0.19	0.23	0.21	**0.30**
Querétaro	0.24	0.13	-0.03	0.27	**0.32**
Quintana Roo	0.20	0.08	0.04	0.08	**0.21**
San Luis Potosí	0.16	0.24	**0.39**	0.25	0.38
Sinaloa	0.12	-0.06	0.05	0.08	**0.17**
Sonora	0.25	0.09	0.30	0.22	**0.31**
Tabasco	0.17	0.09	0.14	0.15	**0.21**
Tamaulipas	0.29	0.04	0.14	0.21	**0.29**
Tlaxcala	0.29	0.03	-0.05	0.23	**0.30**
Veracruz	0.26	0.16	0.16	0.23	**0.35**
Yucatán	0.25	0.03	0.13	0.20	**0.33**
Zacatecas	0.20	0.09	-0.15	0.03	**0.22**
Nacional	0.26	0.07	**0.33**	0.19	0.29

REFERENCIAS

[1] A. A. Aquino, G. Molero-Castillo y R. Rojano, "Hacia un nuevo proceso de minería de datos centrado en el usuario", *Pistas Educativas*, vol. 36, n.º 114, 2018. dirección: http://itcelaya.edu.mx/ojs/index.php/pistas/article/view/303.

[2] A. D. Unánue, *Minería y análisis de datos: Introducción*, Clase ITAM, 2019.

[3] ——, *Programming for Data Science: Introducción*, Clase ITAM, 2019.

[4] Wikipedia. (2018). Sistema adaptativo complejo, dirección: https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_complejo#Ejemplos (visitado 21-11-2019).

[5] SAS. (2018). Data Mining and SEMMA, dirección: http://support.sas.com/documentation/cdl/en/emcs/66392/HTML/default/viewer.htm#n0pejm83csbja4n1xueveo2uoujy.htm (visitado 10-04-2019).

[6] U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth y col., "Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework.", en *KDD*, vol. 96, 1996, págs. 82-88.

[7] E. León. (2018). Metodologías aplicadas al proceso de Minería de Datos, dirección: http://disi.unal.edu.co/~eleonguz/cursos/md/presentaciones/Sesion5_Metodologias.pdf (visitado 05-02-2019).

[8] H. Palacios, R. Toledo, G. Hernandez y A. Navarro, "A comparative between CRISP-DM and SEMMA through the construction of a MODIS repository for studies of land use and cover change", *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 2, págs. 598-604, jun. de 2017. DOI: 10.25046/aj020376.

[9] R. Wirth y J. Hipp, "CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining", en *Proceedings of the 4th international conference on the practical applications of knowledge discovery and data mining*, Citeseer, 2000, págs. 29-39.

[10] IBM, "Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler", 2012.

[11] A. Lleras-Muney, "The relationship between education and adult mortality in the United States", *The Review of Economic Studies*, vol. 72, n.º 1, págs. 189-221, 2005.

[12] R. J. Barro, "Democracy and growth", *Journal of economic growth*, vol. 1, n.º 1, págs. 1-27, 1996.

[13] E. A. Hanushek, D. T. Jamison, E. A. Jamison y L. Woessmann, "Education and economic growth: It's not just going to school, but learning something while there that matters", *Education next*, vol. 8, n.º 2, págs. 62-71, 2008.

[14] J. D. Gregorio y J.-W. Lee, "Education and Income Inequality: New Evidence from Cross-country Data", *Review of income and wealth*, vol. 48, n.º 3, págs. 395-416, 2002.

[15] R. E. d. Hoyos, J. M. Espino y V. García, "Determinantes del logro escolar en México. Primeros resultados utilizando la prueba ENLACE media superior", 2012.

[16] R. A. Española. (2005). escolaridad, dirección: `http://lema.rae.es/dpd/srv/search?key=escolaridad` (visitado 05-02-2019).

[17] P. Informe, "Aprender para el Mundo de Mañana", *Madrid. Santillana*, 2003.

[18] A. Márquez Jiménez, "A 15 años de PISA: resultados y polémicas", *Perfiles educativos*, vol. 39, n.º 156, págs. 3-15, 2017.

[19] A. Ortega, "Maestros, plazas, el adiós del INEE y otras claves de la nueva reforma educativa", *Expansión Pólitica*, mayo de 2019. dirección: `https://politica.expansion.mx/mexico/2019/04/25/maestros-plazas-el-adios-del-inee-y-otras-claves-de-la-nueva-reforma-educativa`.

[20] M. tu escuela. (2019). Programas de apoyo, dirección: `http://www.mejoratuescuela.org/mejora/programas` (visitado 18-08-2019).

[21] R. M. Torres y E. Tenti, "Políticas educativas y equidad en México: La experiencia de la Educación Comunitaria, la Telesecundaria y los Programas Compensatorios", Secretaría de Educación Pública, Dirección General de Relaciones Internacionales, inf. téc., 2000.

[22] S. de Educación. (2018). Misión, visión y objetivo, dirección: `https://seduc.edomex.gob.mx/mision_vision_objetivo` (visitado 11-07-2019).

[23] S. de Educación y Cultura Subsecretaría de Planeación Educativa Dirección de Evaluación y Estadística. (2010). FORMATO 911 (Preescolar, Primaria y Secundaria), dirección: `http://web.seducoahuila.gob.mx/sidecc/formatos/Formato911-2.pdf` (visitado 18-05-2019).

[24] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot y E. Duchesnay, "Scikit-learn: Machine Learning in Python", *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, págs. 2825-2830, 2011.

[25] M. B. J. Silveyra De La Garza Marcela Lucia; Yanez Pagans. (2018). ¿Qué impacto tiene el Programa Escuelas de Tiempo Completo en los Estudiantes de Educación Básica? : Evaluación del Programa en México 2007-2016 (Spanish), dirección: http://documents.worldbank.org/curated/en/157301536217801694/Qu-impacto-tiene-el-Programa-Escuelas-de-Tiempo-Completo-en-los-Estudiantes-de-Educacin-Bsica-Evaluacin-del-Programa-en-Mxico-2007-2016 (visitado 16-07-2019).

[26] S. de Educación Pública. (2018). GLOSARIO DE TÉRMINOS: Educación Básica, dirección: http://www.f911.sep.gob.mx/2019-2020/Documento/Glosario_Basica.pdf (visitado 28-11-2019).

[27] L. Breiman y col., "Statistical modeling: The two cultures (with comments and a rejoinder by the author)", *Statistical science*, vol. 16, n.º 3, págs. 199-231, 2001.

[28] S. M. Dynarski, "For better learning in college lectures, lay down the laptop and pick up a pen", *Washington, DC: The Brookings Institution, August*, vol. 10, 2017.

[29] C. Masci, G. Johnes y T. Agasisti, "Student and school performance across countries: A machine learning approach", *European Journal of Operational Research*, vol. 269, n.º 3, págs. 1072-1085, 2018.

[30] B.-H. Kim, E. Vizitei y V. Ganapathi, "GritNet: Student performance prediction with deep learning", *arXiv preprint arXiv:1804.07405*, 2018.

[31] M. Solutions. (2017). Advantages and Disadvantages of Python Programming Language, dirección: https://medium.com/@mindfiresolutions.usa/advantages-and-disadvantages-of-python-programming-language-fd0b394f2121 (visitado 15-07-2019).

[32] P. N. de Transparencia. (2019). Solicitudes, dirección: https://www.plataformadetransparencia.org.mx/web/guest/inicio (visitado 20-04-2019).

[33] S. de Educación Pública. (2014). Censo de escuelas, maestros y alumnos de educación básica y especial, dirección: https://datos.gob.mx/busca/dataset/censo-de-escuelas-maestros-y-alumnos-de-educacion-basica-y-especial (visitado 05-02-2019).

[34] M. y. A. d. E. B. y. E. C. Censo de Escuelas, *Tutorial para el manejo de las tablas de datos*. INEGI, 2014.

[35] M. tu escuela. (2013). Nota metodológica para educación básica., dirección: http://www.mejoratuescuela.org/metodologia (visitado 23-07-2019).

[36] E. Backhoff y S. Contreras Roldán, "Corrupción de la medida" e inflación de los resultados de ENLACE", *Revista mexicana de investigación educativa*, vol. 19, n.º 63, págs. 1267-1283, 2014.

[37] N. Martínez. (2019). Privadas, mejores que públicas: ENLACE, dirección: https://archivo.eluniversal.com.mx/nacion/171721.html (visitado 23-07-2019).

[38] ENLACE. (2014). Procedimiento general, dirección: http://www.enlace.sep.gob.mx/ba/aplicacion/procedimiento_general/ (visitado 16-08-2019).

[39] M. Ved. (2018). Feature Selection and Feature Extraction in Machine Learning: An Overview, dirección: https://medium.com/@mehulved1503/feature-selection-and-feature-extraction-in-machine-learning-an-overview-57891c595e96 (visitado 21-04-2019).

[40] A. Dubey. (2018). Feature Selection Using Random forest, dirección: https://towardsdatascience.com/feature-selection-using-random-forest-26d7b747597f (visitado 18-10-2019).

[41] I. R. White, P. Royston y A. M. Wood, "Multiple imputation using chained equations: issues and guidance for practice", *Statistics in medicine*, vol. 30, n.º 4, págs. 377-399, 2011.

[42] D. J. Stekhoven y P. Bühlmann, "MissForest—non-parametric missing value imputation for mixed-type data", *Bioinformatics*, vol. 28, n.º 1, págs. 112-118, oct. de 2011, ISSN: 1367-4803. DOI: 10.1093/bioinformatics/btr597. eprint: http://oup.prod.sis.lan/bioinformatics/article-pdf/28/1/112/583703/btr597.pdf. dirección: https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btr597.

[43] P. M. Carneiro, J. Das y H. Reis, "The value of private schools: Evidence from Pakistan", 2016.

[44] N. Bau, "School competition and product differentiation", Working Paper. Toronto, ON, inf. téc., 2015.

[45] E. Backhoff, A. Bouzas, C. Contreras, E. Hernández y M. García, "Factores escolares y aprendizaje en México. El caso de la educación básica", *México:*

INEE. Recuperado de: http://www. inee. edu. mx/images/Samana Vergara-Lope Tristán y Felipe J. Hevia de la Jara, vol. 63, 2007.

[46] L. F. DiLalla, J. L. Marcus y M. V. Wright-Phillips, "Longitudinal effects of preschool behavioral styles on early adolescent school performance", *Journal of School Psychology*, vol. 42, n.º 5, págs. 385-401, 2004.

[47] P. Sharma. (2018). The Ultimate Guide to 12 Dimensionality Reduction Techniques (with Python codes), dirección: `https://www.analyticsvidhya.com/blog/2018/08/dimensionality-reduction-techniques-python/` (visitado 21-04-2019).

[48] RUser4512. (2018). Random forest vs extra trees, dirección: `www.thekerneltrip.com/statistics/random-forest-vs-extra-tree/` (visitado 18-10-2019).

[49] G. Tseng. (2019). Gradient Boosting and XGBoost, dirección: `https://medium.com/@gabrieltseng/gradient-boosting-and-xgboost-c306c1bcfaf5` (visitado 21-08-2019).

[50] I. T. Jolliffe, "A note on the use of principal components in regression", *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, vol. 31, n.º 3, págs. 300-303, 1982.

[51] L. Hulstaert. (2018). Understanding model predictions with LIME, dirección: `https://towardsdatascience.com/understanding-model-predictions-with-lime-a582fdff3a3b` (visitado 30-08-2019).

[52] S. Rane. (2018). SHAP: A reliable way to analyze model interpretability, dirección: `https://towardsdatascience.com/shap-a-reliable-way-to-analyze-your-model-interpretability-874294d30af6` (visitado 24-11-2019).

[53] J. S. Mármol, *Intro to Data Science: Docker*, Clase ITAM, 2019.

[54] I. O. for Standardization. (2019). Information technology – Big data – Overview and vocabulary, dirección: `https://www.iso.org/standard/68305.html` (visitado 21-04-2019).

[55] C. de la Isla, "De esclavitudes y libertades. Ensayos de ética, educación y política", *Miguel Ángel Porrúa*, pág. 297, 2006.

[56] C. O'Neil, *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. Broadway Books, 2017.

[57] M. Bogen y A. Rieke, "HELP WANTED", 2018.