

# ANÁLISIS DE ÍNDICES DE APROVECHAMIENTO, REPROBACIÓN Y DESERCIÓN ESCOLAR MEDIANTE MINERÍA DE DATOS

I. Y. Hernández Báez<sup>1</sup>  
A. D. Nieto Yáñez<sup>2</sup>  
R. E. López Díaz<sup>3</sup>  
S. E. León Sosa<sup>4</sup>

## RESUMEN

En este artículo se aborda el problema de aprovechamiento, reprobación y deserción escolar que afecta a la Universidad Politécnica del Estado de Morelos, específicamente al programa educativo de Ingeniería en Informática. Para este estudio se analizaron datos históricos de las generaciones 2015 y 2016 y se empleó la metodología de descubrimiento del conocimiento en base de datos, con el objetivo de determinar los principales factores que originan la reprobación y al final terminan en una deserción por motivos académicos. La metodología incluye la preparación de los datos, la aplicación de una técnica o algoritmo de minería de datos y la interpretación de los resultados. Por lo que respecta al algoritmo de minería de datos, se emplearon árboles de decisión para clasificar los datos históricos. Como resultado del proceso se pudieron identificar asignaturas con mayor índice de reprobación, la correlación entre la reprobación de algunas asignaturas del programa educativo, así como la influencia del lugar de procedencia y los hábitos de estudio con el aprovechamiento obtenido.

## ANTECEDENTES

De acuerdo con indicadores de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) en 2016 solo 17% de personas entre 25 a 64 años en México habían terminado la educación superior, en 2017 esa cifra aumentó a 22% (OCDE, 2017). La deserción escolar es un problema que todas las escuelas experimentan, de acuerdo con el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), en México en el año 2015, el 44% de personas en las edades de 15 a 24 años acude a algún centro educativo. La diferencia por sexo es de poco más de un punto porcentual con el 45% de hombres y el 44% de mujeres (INEGI, 2015).

Según Ortiz, Romero y Hernández (2015) diversos factores están involucrados para que un estudiante decida abandonar sus estudios, principalmente las causas pueden generarse por falta de recursos económicos, lugar de residencia o por falta de interés (decisión propia o reprobación).

Durante cada ciclo escolar dentro de la Universidad Politécnica del Estado de Morelos (UPEMOR), ocurre un alto índice de deserción estudiantil, es por lo que, se plantea desarrollar un estudio que pueda apoyar a determinar qué factores causan la deserción de los estudiantes, y así, poder atender este problema en ciclos escolares posteriores. Se toman en cuenta datos históricos de estudiantes del Programa Educativo de Ingeniería en Informática

---

<sup>1</sup> Profesora Investigadora de la carrera de Ingeniería en Informática. Universidad Politécnica del Estado de Morelos, [ihernandez@upemor.edu.mx](mailto:ihernandez@upemor.edu.mx)

<sup>2</sup> Profesora Investigadora de la carrera de Ingeniería en Informática. Universidad Politécnica del Estado de Morelos, [anieto@upemor.edu.mx](mailto:anieto@upemor.edu.mx)

<sup>3</sup> Profesor Investigador de la carrera de Ingeniería en Informática. Universidad Politécnica del Estado de Morelos, [rlopezd@upemor.edu.mx](mailto:rlopezd@upemor.edu.mx)

<sup>4</sup> Profesora Investigadora de la carrera de Ingeniería en Informática. Universidad Politécnica del Estado de Morelos, [lsandra@upemor.edu.mx](mailto:lsandra@upemor.edu.mx)

de dos generaciones (2015 y 2016) para ser procesados por algoritmos de minería de datos y obtener los posibles factores que causan la deserción.

Durante el ciclo escolar 2016-2017, se pudo identificar que en UPEMOR, aproximadamente 8% de los estudiantes desertan cada cuatrimestre, lo que produce que menos del 50% de la generación se gradúe de la ingeniería (UPEMOR, 2017). Para tratar el problema se busca hacer uso de información histórica de los estudiantes como: promedio de escuela de procedencia, evaluación de Exámenes Nacionales de Ingreso II (EXANI II), información socio económica e historial académico de calificaciones actuales, para ser procesada mediante minería de datos y encontrar los patrones que causan la deserción estudiantil.

Aunque pueda pensarse que el problema mencionado solo afecta a esta institución, la información que se puede encontrar al respecto indica que es un problema relevante a nivel mundial, el cual ha sido estudiado desde varios enfoques. En el área de la informática, recientemente se han aplicado técnicas de minería de datos, las cuales pueden evaluar volúmenes grandes de información como los que se producen en las instituciones educativas y de las cuales se pueden mencionar trabajos realizados en América Latina.

En Márquez, Romero y Ventura (2012) se presenta el trabajo realizado, aplicando minería de datos y métodos de clasificación para predecir la deserción estudiantil, analizando la información de encuestas a mitad del curso escolar de 670 escuelas de nivel medio superior del estado de Zacatecas, México. También en Aguirre, Valdovinos, Antonio, Alejo y Marcial (2015) se muestra la información obtenida de 497 estudiantes de ingeniería en computación, en una universidad del Estado de México, México. En esta investigación se muestra que la mayor incidencia de deserción es causada por la necesidad que tienen los alumnos de trabajar para solventar sus gastos.

En una investigación realizada en una universidad de Colombia por Sotomonte, Rodríguez, Montenegro, Gaona y Castellanos (2016), los resultados mostraron que la cantidad de materias que se cursan es un factor que lleva a la deserción, además de los factores económicos y la localidad de donde provienen los estudiantes. Por último, en Ordoñez y González (2014), la investigación realizada en una universidad de Ecuador, en donde el resultado obtenido atribuye la deserción al factor académico, indicando problemas con las materias, primeramente, y después el factor institucional y el individual.

### **Objetivo**

Determinar factores de deserción de estudiantes, aplicando algoritmos de minería de datos, utilizando datos históricos de los estudiantes del Programa Educativo de Ingeniería en Informática con el fin de tratar de forma temprana a los estudiantes con patrones similares a los obtenidos.

Con base en el objetivo, se plantearon las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Qué factores influyen en la reprobación y deserción escolar?
- ¿Existe alguna correlación entre la reprobación de las asignaturas del programa educativo?
- ¿Cómo influyen los hábitos de estudio y el promedio de la escuela de procedencia en el aprovechamiento del estudiante?

- ¿Cómo influye la lejanía y urbanización de los lugares de procedencia en el aprovechamiento y reprobación de los estudiantes?

### Justificación

Con el uso de la información histórica estudiantil recabada se podrá utilizar minería de datos, lo que permitirá encontrar los patrones más comunes que puedan afectar a los estudiantes a desertar, dichos patrones ayudarán a tratar a estudiantes de forma temprana, permitiendo que sigan estudiando, además de que servirán a la Dirección Académica del Programa Educativo de Ingeniería en Informática a tener un mejor seguimiento de los estudiantes, entendiendo las causas de su desempeño y de esta manera, poder plantear estrategias encaminadas a mejorar los índices de reprobación y deserción.

Por otra parte, Carbonell citado en Cañal de León (2002), define Innovación Educativa como “conjunto de ideas, procesos y estrategias, más o menos sistematizados, mediante los cuales se trata de introducir y provocar cambios en las prácticas educativas vigentes”, dentro de este contexto, buscar patrones en el comportamiento de la deserción histórica con el fin de apoyar de forma temprana a estudiantes, incide en el área de innovación educativa.

### METODOLOGÍA

La metodología utilizada durante el desarrollo del estudio fue el proceso de descubrimiento de conocimiento en base de datos o KDD (*Knowledge Discovery in Database*), este proceso cuenta con diferentes etapas que transcurren desde la preparación de los datos hasta la presentación de los resultados obtenidos de Tuya, Ramos y Dolado (2007). En la Figura 1 se ilustra la metodología KDD.

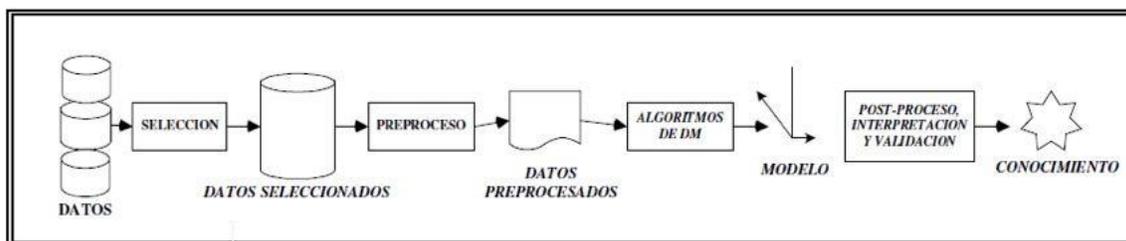


Figura 1. Metodología KDD. Cantera (2011) en un post de su blog Rtd Ibermática

### Diseño de la solución

Para la aplicación de la metodología KDD se hace uso de datos históricos específicos, los datos recolectados pasan por cada etapa de la metodología hasta obtener los resultados, y así poder detectar los patrones más frecuentes que causan la deserción.

En la Figura 2 se muestran los pasos que se realizan para procesar los datos recolectados. A continuación, se explica cada una de las etapas:



Figura 2. Proceso de obtención de resultados. Elaboración propia

### Datos históricos

Los datos que se utilizaron para obtener los patrones son de estudiantes de diferentes grupos del mismo grado, entre los datos utilizados se encuentran: historial académico, género, localidad, promedio de escuela de procedencia, estado civil, materias reprobadas, datos de la evaluación EXANI II. Adicionalmente, se incluyeron datos de hábitos de estudio y familiares, tales como: tiempo dedicado al estudio, distribución de tiempo, ambiente de estudio, relación con sus padres; estos últimos datos fueron obtenidos mediante cuestionarios aplicados a los estudiantes, propuestos en Sánchez (2014).

### Unificación de datos

Una vez recolectados los datos históricos se creó una tabla en una base de datos, donde se unificaron los datos de los estudiantes, para ello se especifica cada dato necesario y se crea un campo en la tabla, los campos que se crearon fueron: Matrícula, Sexo, Estado Civil, Calificación obtenida en cada una de las materias, Localidad, Materias reprobadas, Promedio de escuela de procedencia, datos de la evaluación EXANI II y los resultados de la encuesta.

### Limpieza de datos

En esta etapa se verificaron los datos contenidos en la tabla de la etapa previa, para ello se quitaron o modificaron los datos almacenados, por ejemplo, de las calificaciones de los estudiantes se puede modificar la calificación, para que la información se guarde en números enteros o de punto flotante, esto permite tener un mayor o menor rango de éxito cuando los datos sean procesados por el algoritmo de minería de datos.

Antes de procesar los datos de cada generación se discretizaron, transformando los datos numéricos de las calificaciones en datos alfanuméricos, lo anterior para que los árboles de decisión puedan procesar la información. Los rangos de discretización se muestran en la Tabla 1, con el objetivo de saber en forma textual la calificación obtenida de cada estudiante, de igual forma se utilizaron los mismos rangos para calificaciones del promedio de preparatoria. Los datos de información de la evaluación EXANI II se discretizaron de acuerdo con la Tabla 2. El número de materias reprobadas se discretizó tomando en cuenta cinco rangos de cero a más de seis materias reprobadas, tal como se observa en la Tabla 3.

**Tabla 1.** *Discretización de calificaciones.*

| Calificación                            | Clasificación   |
|---|-----------------|
| 10                                      | Independiente   |
| 9                                       | Competente      |
| 8                                       | Básico Avanzado |
| 7                                       | Básico Umbral   |
| Menor a 7                               | No Competente   |
| Si no cursó la materia por baja escolar | No Cursó        |

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 2.** *Discretización de puntos EXANI II.*

| Puntos obtenidos        | Clasificación |
|-------------------------|---------------|
| Mayor a 1100 puntos     | Alto          |
| Entre 900 y 1100 puntos | Regular       |
| Menor a 899 puntos      | Bajo          |

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 3.** *Discretización de materias reprobadas.*

| Materias reprobadas          | Clasificación |
|------------------------------|---------------|
| 0 materias reprobadas        | Ninguna       |
| 1-2 materias reprobadas      | Pocas         |
| 3-4 materias reprobadas      | Varias        |
| 5-6 materias reprobadas      | Bastantes     |
| Más de 6 materias reprobadas | Muchas        |

Fuente: Elaboración propia

Para los datos de forma, tiempo y técnicas de estudio, se discretizaron de diferentes formas de acuerdo con los porcentajes obtenidos durante las encuestas. En la Tabla 4 se muestra la tabla de clasificación para Ambiente de estudio y Estado Fisiológico según el resultado del porcentaje obtenido en la encuesta.

**Tabla 4.** *Discretización de Ambiente de estudio y Estado Fisiológico.*

| Ambiente de Estudio/Estado Fisiológico | Clasificación |
|--|---------------|
| Resultado Igual a 0%                   | Bajo          |
| Resultado igual a 25%                  | Medio Bajo    |
| Resultado igual a 50%                  | Medio         |
| Resultado igual a 75%                  | Medio Alto    |
| Resultado igual a 100%                 | Alto          |

Fuente: Elaboración propia

Para los resultados de Distribución de tiempo durante el estudio de acuerdo con la encuesta por estudiantes, se clasificó de la manera en que se muestra en la Tabla 5. De igual forma se clasificaron los resultados de las técnicas de estudio de los estudiantes.

**Tabla 5.** *Discretización de Distribución de tiempo.*

| Distribución de Tiempo | Clasificación |
|------------------------|---------------|
| Resultado igual a 0%   | Pésimo        |
| Resultado igual a 20%  | Malo          |
| Resultado igual a 40%  | Medio Malo    |
| Resultado igual a 60%  | Medio Bueno   |
| Resultado igual a 80%  | Bueno         |
| Resultado igual a 100% | Excelente     |

Fuente: Elaboración propia

### Técnicas de minería de datos

En esta etapa se procesan los datos finales de la tabla unificada con el uso de un algoritmo de clasificación. Los algoritmos de clasificación permiten visualizar reglas de decisión a partir de los datos en la tabla unificada, con ellos se pueden obtener árboles donde se clasifica la información de los estudiantes a partir de los datos históricos obtenidos.

Los árboles plasmarán en ramas la información de los estudiantes con la misma clasificación de acuerdo con el parámetro que se elige (atributo objetivo), por ejemplo, seleccionando el campo de *Materias Reprobadas* como atributo objetivo, se obtiene un árbol donde sus ramas representan eventos según los datos de la tabla unificada, donde se muestran los resultados de las calificaciones de materias hasta llegar a la clasificación de las *Materias Reprobadas*, para así, poder ver los eventos que ocurrieron a los estudiantes y que expliquen por qué tienen esa cantidad de *Materias Reprobadas*.

### Obtención de resultados y patrones de comportamiento

Cuando el algoritmo procesa los datos, el resultado se plasma en gráficas, la información a mostrar depende de los grupos o la clasificación que se formaron con el algoritmo utilizado.

Con las gráficas de los resultados se pueden analizar los datos obtenidos para determinar cuáles son los factores que se repiten con más frecuencia y así tener una idea aproximada de por qué los estudiantes desiertan la carrera, y con esos factores se pueda dar seguimiento a los estudiantes.

### Experimentación

Y finalmente, en la última etapa de la metodología, una vez discretizada la información se procede a realizar la experimentación de los datos de las generaciones de estudiantes.

## RESULTADOS

Experimentando con los datos de las generaciones 2015 y 2016, se procedió a generar diversos árboles de decisión cambiando el atributo objetivo en cada uno de ellos. A continuación, se muestran los resultados de cada una de las pruebas. La nomenclatura a utilizar es la siguiente, atributo objetivo: en formato de letra *itálica*; valor que toma el atributo objetivo en una rama específica del árbol: en formato de letra **negrita**.

El árbol de la Figura 3, se genera tomando como atributo objetivo la calificación de la asignatura *Fundamentos de Programación Estructurada* de tercer cuatrimestre. Se puede

observar que si un alumno obtuvo **Básico Umbral** (nodo 3), obtuvo **No Competente** en la asignatura de Fundamentos de Programación Orientada a Objetos (FPOO) (nodo 1), lo que indica una fuerte correlación entre ambas asignaturas.



Figura 3. Materias de programación generación 2016.  
Elaboración propia

Por otro lado, si un alumno obtuvo **No Competente** en la asignatura *Fundamentos de Programación Estructurada* (nodos 4, 5, 6 y 7), puede obtener casi cualquier calificación en la asignatura de *Mantenimiento-ES* (nodo 2), lo que implica la baja correlación entre estas dos últimas asignaturas. Además, se ve claramente que la materia que más incide o afecta en que un alumno genere una baja temporal o definitiva (rama **No Cursó** del Nodo 1) es *Fundamentos de Programación Estructurada*. Por lo que, una buena recomendación para la Dirección Académica sería poner especial atención a esta asignatura con el objetivo de disminuir la deserción.

En la Figura 4 se puede observar el árbol que se genera, tomando como atributo objetivo *Técnicas de estudio*. Si el estudiante practica buenas técnicas de estudio (nodo 6) sus calificaciones son buenas, como lo demuestra su *Promedio de escuela de procedencia* (nodo 3). Por otra parte, se observa que no hay una correlación directa entre tener un *lugar adecuado en casa para estudiar* (nodo 1) y las calificaciones obtenidas. Es decir, en el buen desempeño inciden los hábitos de estudio y no tanto el tener un lugar adecuado para estudiar.

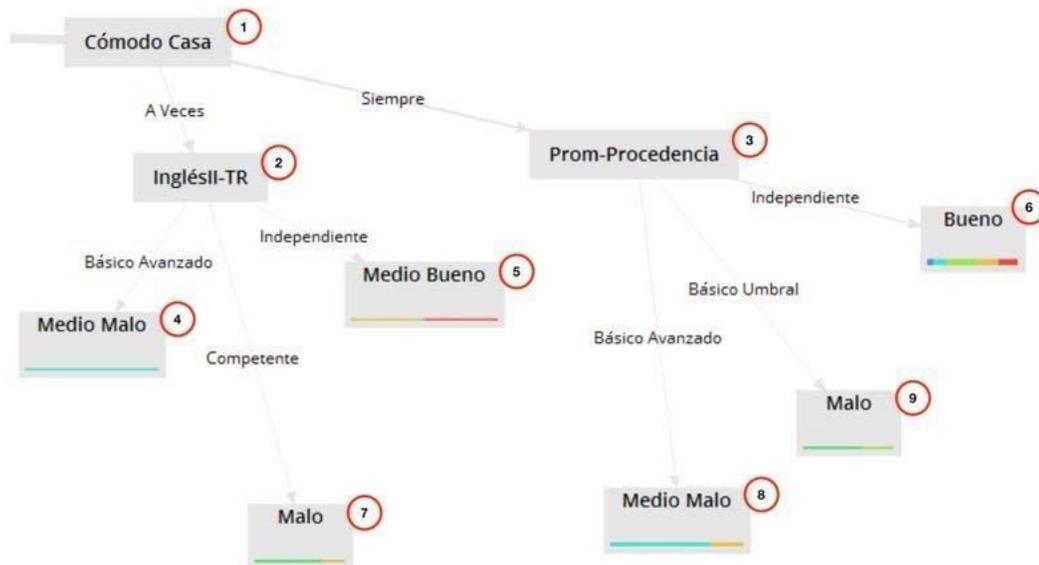


Figura 4. Técnicas de estudio generación 2015.  
Elaboración propia

En la Figura 5 se muestra el árbol con atributo objetivo *Localidad* de procedencia de los estudiantes. Haciendo un análisis del desempeño de los alumnos que provienen de localidades diferentes a la localidad donde se encuentra ubicada la universidad, se observa lo siguiente: Los alumnos de Cuernavaca presentan una reprobación del 50%, los alumnos de Yautepec una reprobación del 35%, y el resto de los municipios más alejados presentan un índice de reprobación menor. Lo que demuestra que aquellos alumnos que provienen de localidades más alejadas o menos urbanizadas presentan un índice de reprobación menor, lo cual es un hallazgo significativo.

## CONCLUSIONES

Dada la importancia que tienen para las instituciones de educación superior mantener y mejorar los índices de aprovechamiento, reprobación y deserción, se hace necesario utilizar técnicas que permitan detectar las causas del abandono o bajo rendimiento estudiantil.

Con el presente estudio, se logró aplicar el proceso de descubrimiento de conocimiento en base de datos a un conjunto de datos históricos de dos generaciones del Programa Educativo de Ingeniería en Informática y detectar de manera exitosa tres aspectos que pueden incidir en el bajo aprovechamiento, reprobación y/o deserción de los estudiantes.

Los factores detectados fueron los siguientes: a) La correlación existente entre la reprobación de la asignatura de Fundamentos de Programación Estructurada y la baja temporal y/o definitiva de los alumnos en el primer ciclo de formación del Programa Educativo; b) Los estudiantes que provienen de localidades más alejadas o menos urbanizadas presentan un índice de reprobación menor y c) La correlación en el uso de técnicas de estudio y el promedio de los estudiantes.

```

Sexo = Femenino
| Trabajo = No
| | Prom-Procedencia = Básico Avanzado: Jiutepec {Jiutepec=9, Yautepec=1, Cuernavaca=3}
| | Prom-Procedencia = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=3, Yautepec=2, Cuernavaca=1, Cuautla=1}
| | Prom-Procedencia = Independiente
| | | Escuela-Procedencia = COBAEM: Jonacatepec {Yautepec=1, Cuernavaca=1, Guerrero=1, Jonacatepec=2}
| | | Escuela-Procedencia = CONALEP: Cuautla {Cuautla=1, Baja California Sur=1}
| Trabajo = Sí: Tepoztlán {Jiutepec=1, Tepoztlán=2, Atlatlahucan=1}
Sexo = Masculino
| Trabajo = No
| | Matemáticas-CV = Básico Avanzado
| | | Diseño-ES = Básico Avanzado: Cuernavaca {Yautepec=1, Cuernavaca=2}
| | | Diseño-ES = Básico Umbral
| | | | Prom-Procedencia = Básico Avanzado: Ayala {Ayala=2}
| | | | Prom-Procedencia = Básico Umbral: Yautepec {Yautepec=2, Temixco=1}
| | | Diseño-ES = Competente: Jiutepec {Jiutepec=1, Emiliano Zapata=1}
| | | Diseño-ES = Independiente: Cuernavaca {Yautepec=1, Cuernavaca=2}
| | | Diseño-ES = No Cursó: Jiutepec {Jiutepec=2}
| | Matemáticas-CV = Básico Umbral
| | | Probabilidad-CV = Básico Avanzado: Yautepec {Yautepec=2, Cuernavaca=1}
| | | Probabilidad-CV = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=6, Zacatepec=1}
| | | Probabilidad-CV = Competente: Jiutepec {Jiutepec=1, Cuernavaca=1}
| | | Probabilidad-CV = Independiente: Jiutepec {Jiutepec=1, Cuernavaca=1}
| | | Probabilidad-CV = No Competente: Yautepec {Jiutepec=2, Yautepec=3, Tlaltizapán=1}
| | | Probabilidad-CV = No Cursó
| | | | Admin-CV = Básico Avanzado: Cuernavaca {Cuernavaca=3}
| | | | Admin-CV = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=2}
| | Matemáticas-CV = Competente
| | | Métodos-ES = Básico Avanzado: Cuernavaca {Jiutepec=2, Cuernavaca=3}
| | | Métodos-ES = Independiente: Yautepec {Yautepec=1}
| | Matemáticas-CV = Independiente
| | | ICNE = Alto: Yautepec {Jiutepec=1, Yautepec=4}
| | | ICNE = Regular
| | | | Prom-Procedencia = Básico Avanzado: Jiutepec {Jiutepec=5, Tlaltizapán=1}
| | | | Prom-Procedencia = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=2, Cuernavaca=1, Tepoztlán=1}
| | | | Prom-Procedencia = Independiente: Guerrero {Guerrero=1, Temixco=1}
| | Matemáticas-CV = No Competente
| | | Prom-Procedencia = Básico Avanzado
| | | | InglésII-TR = Básico Avanzado: Cuernavaca {Cuernavaca=2}
| | | | InglésII-TR = Básico Umbral: Cuernavaca {Cuernavaca=2, Ayala=1}
| | | | InglésII-TR = Independiente: Yautepec {Yautepec=1, Cuernavaca=1}
| | | | InglésII-TR = No Competente: Jiutepec {Jiutepec=1, Yautepec=1}
| | | | InglésII-TR = No Cursó: Cuernavaca {Cuernavaca=3}
| | | Prom-Procedencia = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=5, Yautepec=2, Cuernavaca=4}
| | | Prom-Procedencia = No Competente: Yautepec {Yautepec=2, Cuernavaca=1, Tepoztlán=1}
| Trabajo = Sí
| | Análisis-ES = Básico Avanzado
| | | Física-CV = Básico Avanzado: Cuernavaca {Cuernavaca=4, Jantetelco=1}
| | | Física-CV = Independiente: Yautepec {Yautepec=1, Emiliano Zapata=1}
| | | Análisis-ES = Básico Umbral: Jiutepec {Jiutepec=3, Emiliano Zapata=1}
| | | Análisis-ES = No Competente
| | | | Desarrollo-TR = Independiente: Jiutepec {Jiutepec=2}
| | | | Desarrollo-TR = No Competente: Cuernavaca {Cuernavaca=2, Jonacatepec=1}
| | | Análisis-ES = No Cursó: Cuernavaca {Cuernavaca=2, Temixco=1}

```

Figura 5. Materias reprobadas por localidad generación 2016.  
Elaboración propia

Cabe destacar que derivado de los resultados obtenidos en esta investigación, la Dirección Académica ha implementado diversas medidas, tales como poner en marcha un programa de asesoría de pares, en el que alumnos que realizan servicio social en su último ciclo de formación, participan como asesores de los alumnos del primer ciclo; el objetivo es que cada alumno que ha tenido dificultades con las asignaturas relacionadas con Programación tenga un acompañamiento académico de un asesor par. Además, se planea para la presente convocatoria de ingreso al Programa Educativo, incluir en las visitas y pláticas de captación a instituciones de educación media superior que se encuentren alejadas de la institución. Finalmente, a través del Programa Institucional de Tutorías se puede trabajar en fomentar los hábitos y técnicas de estudio entre los estudiantes.

**BIBLIOGRAFÍA**

- Aguirre, J., Valdovinos, R., Antonio, J., Alejo, R. y Marcial, J. (2015). Análisis de deserción escolar con minería de datos. *Research in Computing Science*, Vol. 93, pp 71-82. Recuperado de: [http://www.rcs.cic.ipn.mx/2015\\_93/Analisis%20de%20desercion%20escolar%20con%20mineria%20de%20datos.pdf](http://www.rcs.cic.ipn.mx/2015_93/Analisis%20de%20desercion%20escolar%20con%20mineria%20de%20datos.pdf)
- Cantera, J. (24 de octubre de 2011). Minería de datos sobre ontologías. [Mensaje en un blog]. Rtd Ibermática. Recuperado de: <http://rtdibermatica.com/?p=376>
- Cañal de León, P. (coord.) (2002). *Innovación Educativa*. España: Editorial Akal.
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (2015). *Población – asistencia escolar de 6 a 14 años*. Recuperado de <http://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/asistencia.aspx?tema=P>
- Márquez, C., Romero, C. y Ventura, S. (2012). Predicción del Fracaso Escolar mediante Técnicas de Minería de Datos. *IEEE-Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, Vol 7(4), pp. 109-117. Recuperado de: <http://rita.det.uvigo.es/201208/uploads/IEEE-RITA.2012.V7.N3.A1.pdf>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (2017). *México- Nota país - Panorama de la educación 2017*. Recuperado de <http://www.oecd.org/education/skills-beyond-school/EAG2017CN-Mexico-Spanish.pdf>
- Ordoñez, P. y González, A. (2014). Identificación de Factores en la Deserción y Reprobación Universitaria. Ponencia presentada en el VI Congreso Internacional sobre Aplicación de Tecnologías de la Información y Comunicaciones Avanzadas (ATICA2014), España. Recuperado de: [https://www.researchgate.net/publication/283513188\\_Identificacion\\_de\\_Factores\\_en\\_la\\_Desercion\\_y\\_Reprobacion\\_Universitaria](https://www.researchgate.net/publication/283513188_Identificacion_de_Factores_en_la_Desercion_y_Reprobacion_Universitaria)
- Ortiz, B., Romero, N. y Hernández, S. (2015). Factores de riesgo que limitan el desempeño del estudiante de ingeniería en la frontera norte. *Revista ANFEI Digital*, Vol 2. Recuperado de: <http://www.anfei.org.mx/revista/index.php/revista/article/view/57/209>
- Sánchez, M. (2014). Manual de tutorías para educación superior. *Revista Electrónica de Psicología Iztacala*, Vol. 17 (1). Recuperado de: <http://www.iztacala.unam.mx/carreras/psicologia/psiclin/vol17num1/Vol17No1Art3.pdf>
- Sotomonte, J., Rodríguez, C., Montenegro, C., Gaona, P. y Castellanos, J. (2016). Hacia la construcción de un modelo predictivo de deserción académica basado en técnicas de minería de datos. *Revista científica*, Vol (3) núm. 26 Número Especial, pp 35-48. doi: <https://doi.org/10.14483/23448350.11089>

Tuya, P., Dolado, J. & Ramos, I. (2007). *Técnicas cuantitativas para la gestión en la ingeniería del software*. España: Netbiblo

Universidad Politécnica del Estado de Morelos (2017). *Informe de resultados académicos de la Universidad Politécnica del Estado de Morelos Ciclo 2016-2017*. Morelos: UPEMOR. Recuperado de:  
[http://www.transparenciamorelos.mx/sites/default/files/Ejecutivo\\_Auxiliar/UPEMOR/oja5/OJA5%20INFORME%20ANUAL%20RECTOR%C3%8DA%20%202016-2017\\_opt.pdf](http://www.transparenciamorelos.mx/sites/default/files/Ejecutivo_Auxiliar/UPEMOR/oja5/OJA5%20INFORME%20ANUAL%20RECTOR%C3%8DA%20%202016-2017_opt.pdf)