

# Student enrollment prospecting by applying a system dynamics model in higher education institution

J. Michel Legal Hernández, Maestro en Ingeniería<sup>1</sup>, Abel Muñoz de Luna, Ingeniero en Comunicación y Electrónica<sup>2</sup>, Pablo E. Escamilla García, Doctor en Ingeniería Mecánica<sup>3</sup> y Francisco J. Aceves Hernández, Doctor en Ciencias<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [jlegalh@ipn.mx](mailto:jlegalh@ipn.mx), <sup>2</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [amunozd@ipn.mx](mailto:amunozd@ipn.mx), <sup>3</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [peescamilla@ipn.mx](mailto:peescamilla@ipn.mx), <sup>4</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [facevesh@ipn.mx](mailto:facevesh@ipn.mx)

*Abstract— This paper highlights the results obtained by designing a prediction model aimed at estimating the enrolment of students per subject in an institution of higher education from Mexico. To perform the estimation, the system dynamics technique was applied using software VenSim, version 7.2a. The model evaluated the period from August to December 2018 to forecast three subjects: Linear Algebra (AL), Applied Linear Programming (PLA) and Networks and Simulation (RYS). The model included the following variables: number of classrooms and teachers available; number of students who failed and passed in ordinary and extraordinary term; rate of student desertion. The main results showed a prediction accuracy percentage of 97% for AL, 89% for PLA and 97% for RYS. The prognostic error represented 3.4 groups in contrast to the prediction certainty of 72.3 groups. This research provides a model to forecast reliable data for decision making in order to optimize resources.*

*Keywords— System Dynamic, Prediction, Probability, enrollment.*

Digital Object Identifier (DOI):  
<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2020.1.1.74>  
ISBN: 978-958-52071-4-1 ISSN: 2414-6390

# Prospección de matrícula mediante la aplicación del modelo de dinámica de sistemas en una institución de educación superior

J. Michel Legal Hernández, Maestro en Ingeniería<sup>1</sup>, Abel Muñoz de Luna, Ingeniero en Comunicación y Electrónica<sup>2</sup>, Pablo E. Escamilla García, Doctor en Ingeniería Mecánica<sup>3</sup> y Francisco J. Aceves Hernández, Doctor en Ciencias<sup>4</sup>  
<sup>1</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [jlegalh@ipn.mx](mailto:jlegalh@ipn.mx), <sup>2</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [amunozd@ipn.mx](mailto:amunozd@ipn.mx), <sup>3</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [peescamilla@ipn.mx](mailto:peescamilla@ipn.mx), <sup>4</sup> Instituto Politécnico Nacional, México, [facevesh@ipn.mx](mailto:facevesh@ipn.mx)

**Resumen**– Este artículo muestra los resultados obtenidos al predecir la matrícula de alumnos en tres unidades de aprendizaje de una escuela de educación superior en México. La predicción que se aplicó fue dinámica de sistemas mediante software VenSim, versión 7.2a. El modelo analizó el periodo de agosto a diciembre 2018 para pronosticar las unidades de aprendizaje: Álgebra Lineal (AL), Programación Lineal Aplicada (PLA) y Redes y Simulación (RYS) de una licenciatura. El modelo incluyó como variables: aulas y de profesores disponibles; alumnos reprobados y aprobados en periodo ordinario y extraordinario, además de deserciones académicas de la misma licenciatura. Los principales resultados mostraron un porcentaje de certeza de predicción de 97% para AL, 85% para PLA y 97% para RYS. El error de pronóstico representó 3.4 grupos en contraste con la certeza de pronóstico de 72.37 grupos. Esta investigación contribuye a generar un modelo que ayuda al pronóstico certero para la toma de decisiones sobre la asignación y ahorro de recursos académicos.

**Descriptor:** Dinámica de sistemas, Predicción, matrícula, unidad de aprendizaje, probabilidad.

## I. INTRODUCCIÓN

Las nuevas competencias de acuerdo con la globalización que enfrenta México en materia educativa tanto en tamaño como en calidad requieren enfoques sistemáticos y modelos dinámicos para la asignación eficiente de recursos por parte de los administradores de una Universidad. Actualmente el crecimiento continuo del nivel educativo superior en México tiene un incremento constante, como se puede ver en los indicadores de la Secretaría de Educación Pública (SEP) de los últimos años. Como se muestra en la Tabla 1.

TABLA 1  
NÚMERO DE ESTUDIANTES DEL NIVEL SUPERIOR EN MÉXICO

Periodo	2014-2015	2015-2016	2016-2017	2017-2018	2018-2019
Matrícula Superior	3,515,404	3,648,945	3,762,679	3,864,995	3,943,544
%Δ	3%	4%	3%	2%	2%

En los últimos periodos escolares, el número de estudiantes universitarios escolarizados pública e institucional incremento, sin embargo, en el periodo 2017-2018 el IPN y la UPIICSA tuvo un decremento del 1.81% y 17.59% como se observa en la Tabla 2.

TABLA 2  
MATRICULA DE EDUCACION SUPERIOR EN LA UNIVERSIDAD PÚBLICA, IPN Y UPIICSA

Periodo	2014-2015	2015-2016	2016-2017	2017-2018	2018-2019
Matrícula Superior Pública	2,474,541	2,579,289	2,655,711	2,739,583	2,653,615
IPN	104,125	104,409	106,760	104,860	108,436
UPIICSA	13,852	13,787	13,751	11,694	11,677

Existen diversas técnicas cuantitativas para predecir la matrícula estudiantil como son promedios móviles, regresión lineal múltiple entre otros. [2]. En este trabajo se propone mediante el uso de Dinámica de Sistemas como una herramienta innovadora y diferente. El trabajo se desarrolló en una academia de la Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería, Ciencias Sociales y Administrativas (UPIICSA) del IPN del programa académico de Ingeniería Industrial donde el modelo educativo es flexible, es decir, no hay seriaciones formales y obligadas entre unidades de aprendizaje y esta “flexibilidad” permite que el alumno pueda no llevar un orden o sin sentido lógico y coherente. Complicando la planificación de los recursos académicos como son la cantidad de grupos, profesores y salones para los siguientes periodos. Actualmente, los jefes de los programas académicos se limitan a dar sugerencias a los estudiantes de primer ingreso para que tengan cuidado a la hora de elegir su carga académica a lo largo de la carrera y así llevar un orden lo más seriado entre u.a. para que no haya reprobación y mucho menos deserción. Como ejemplo, se propuso la elección de u.a. que se puede ver en la figura 1. Primero, el alumno debe elegir la u.a. de Álgebra Lineal (AL), después Programación Lineal Aplicada (PLA) y terminar con Redes & Simulación (R&S), La primera pertenece a la academia de Matemáticas representado en el cuadro amarillo y las otras dos siguientes son de la academia de Investigación de Operaciones, representado por los cuadros azules.



Fig.1 Sugerencia para elegir algunas unidades de aprendizaje como Seriación en el programa académico de Ingeniería en Informática.

Digital Object Identifier (DOI):  
<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2020.1.1.74>  
 ISBN: 978-958-52071-4-1 ISSN: 2414-6390

El procedimiento para la estimación de la matrícula en cada una de las u.a. como se puede revisar en la figura 2, se muestra el diagrama de flujo, las condiciones iniciales del modelo de estudio de la seriación que empieza con un estimado de la demanda para cursar la u.a de AL en la Carrera de Ingeniería en Industrial que se cursa en el tercer semestre. Después hay que estimar la matrícula de PLA considerando a los alumnos que aprobarán en el curso ordinario de AL y a los que reprueben y que probablemente aprueben en el Examen de Título de Suficiencia (ETS). Tomando en cuenta también la estimación de la deserción que pueda ver. Después se estima la matrícula de los alumnos que podrán pasar a la siguiente u.a llamada R&S y así se repite el ciclo para cada u.a que puede ser o no ser seriada.

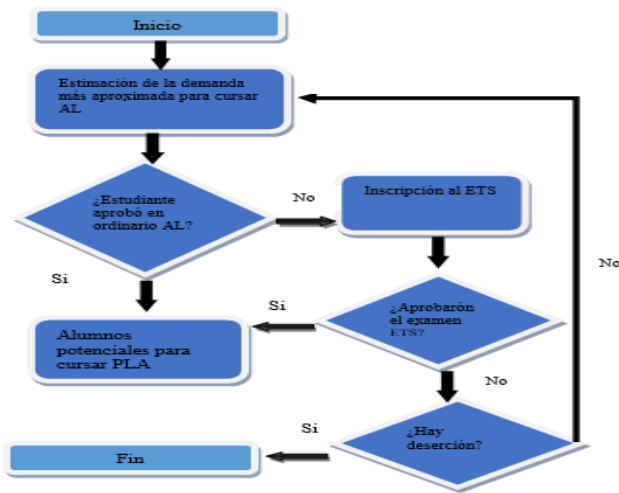


Fig 2. Diagrama de flujo para estimar la matrícula de AL

## II. ESTADO DEL ARTE

### A. Dinámica de Sistemas DS

El análisis predictivo es una técnica de business intelligence utilizada en minería de datos para estimar y predecir tendencias y patrones sobre un aspecto determinado [1]. Su enfoque de aplicación puede ser amplio ya que la predicción también puede extenderse al presente y al pasado, donde se utilizan datos y análisis para hacer una estimación de la realización de un resultado desconocido [2]. El análisis predictivo ha sido aplicado principalmente en la estimación de tendencias y patrones de consumo para ventas y competitividad económica [3]. Recientemente se ha utilizado ampliamente en el sector salud para estimar demanda de servicios, tasas de infecciones y pronósticos de hospitalización [4]. Dentro del ámbito educativo el análisis predictivo ha sido aplicado a la estimación de causas para la deserción universitaria [5], sin embargo, su aplicación en otros aspectos dentro de instituciones educativas, aún no han sido exploradas.

Literalmente, cualquier sistema dinámico caracterizado por interdependencia, interacción mutua, retroalimentación de información y causalidad circular y el objeto se expresa formado por un espacio de estados  $X$  y una regla que prescribe como varían los estados a lo largo del tiempo. La regla se puede expresar de diferentes formas como:  $\frac{dy}{dx} = f(x)$  en donde la función  $f$  expresa la regla que rige el cambio  $\frac{dx}{dt}$  que

se produce en el estado  $x \in X$ . [6]

En la DS la descripción elemental asociaremos la imagen de una red, cuyos nodos son esas partes, y cuyas aristas representan las influencias que se producen entre ellas.[6]

En la figura 3 el modelo causal con las variables iniciales del sistema de la u.a de AL.

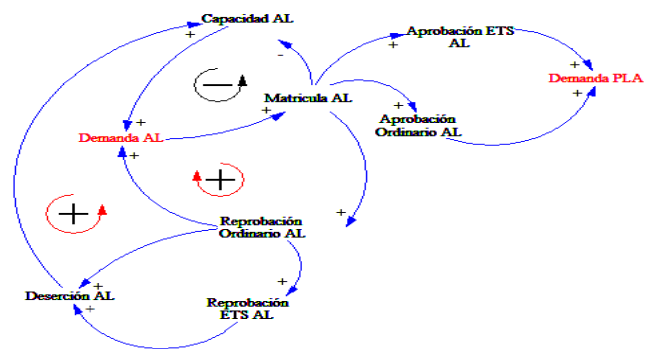


Fig 3. Diagrama causal para estimar la matrícula de AL

El diagrama causal explica el sistema de estudio para la determinación de la matrícula AL, que esta sujeta a la variable Demanda AL y ésta a su vez depende de la variable de la capacidad de infraestructura y profesorado, entonces a mayor matrícula AL mayor Demanda PLA. Se considera también que a mayor aprobados en ETS, menor reprobados ETS y esta situación incrementa la variable de Matrícula de AL. La variable deserción explica el número de alumnos que toman la decisión de ya no cursar la u.a.

El diagrama causal de la PLA y RyS son parecidos por lo tanto se omiten en este trabajo. También es importante aclarar que el diagrama causal es la representación de las condiciones iniciales del sistema que se esta estudiando.

## III. METODOLOGIA

### Construcción del diagrama causal

Para la construcción del diagrama causal se analizaron las tres unidades de aprendizaje previamente descritas: Algebra Lineal (AL); Programación Lineal Aplicada (PLA); y Redes y Simulación (RYS). Debido a que el diagrama causal es idéntico en su conformación para las tres UA, a continuación, solo se detallan los diagramas causales de Algebra Lineal

(AL). Dentro del diagrama las fases descriptivas cortas representan los elementos que forman parte del ciclo para la determinación de la Matrícula de AL, que está representada por la variable Demanda AL. A su vez las flechas representan las influencias causales entre estos elementos. Como se observa en la figura 4 hay una influencia directa de la variable de la Capacidad de AL y Matrícula AL, es decir, A mayor Demanda AL, mayor Matrícula AL y a la vez menos Capacidad AL obteniendo un ciclo completo negativo [7].

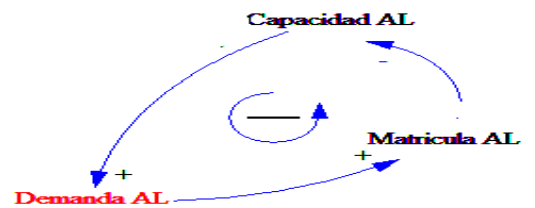


Fig 4. Diagrama de causal negativo para estimar la Demanda de AL

En la figura 5 se observa otro ciclo completo positivo del elemento Demanda AL generado. En este diagrama se observa que a mayor Matrícula de AL hay mayor Reprobación en Ordinario de AL.

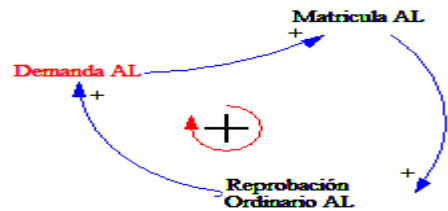


Fig 5. Diagrama de causal positivo para estimar la Demanda de AL

La figura 6, muestra otro ciclo completo positivo de la variable Demanda AL. Implica que, a mayor Reprobación en Ordinario de AL y Reprobación ETS AL, hay mayor Deserción AL, y la Capacidad AL y Demanda AL incrementa y también la Matrícula AL aumenta.

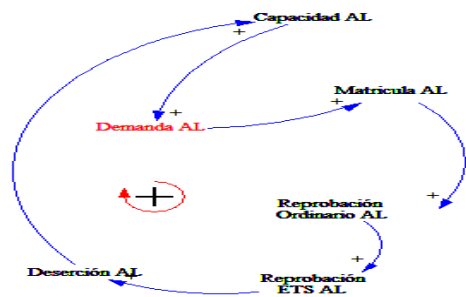


Fig 6. Diagrama de causal positivo para estimar la Demanda de AL

El diagrama completo causal de retroalimentación de la unidad de aprendizaje de AL se observa en la figura 7. Como se puede apreciar además de los ciclos y variables antes

mencionados, también se requiere de las variables de Aprobación ETS AL y Aprobación Ordinario AL que es la información que se requiere para saber al final una prospección de la demanda de la siguiente UA o materia en seriación, que para el proyecto es PLA. Es importante señalar que los diagramas causales de las unidades de aprendizaje PLA y RYS presentan las mismas características que AL, por consiguiente, solo se detalla éste..

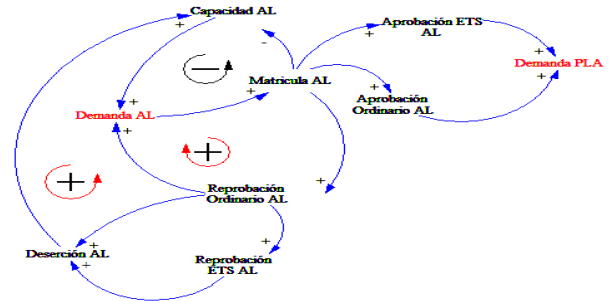


Fig 7. Diagrama de causal completo positivo para estimar la Demanda de AL

### Descripción de las variables del modelo de dinámica de sistemas

Para la realización del modelo se utilizó el software Vensim PLE versión 7.2.a El modelo está constituido con las siguientes características propias del problema formulado: Initial Time =0, Final Time =10 semestres, Time Step =0.04, y el Tipo de Integración es de Euler para las variables de la simulación.

Los datos de alimentación del modelo se muestran en la Tabla 3, 4 y 5. Particularmente la tabla 5, muestra los datos referentes a: inscripción, reprobación y aprobación de cada UA ordinario y de ETS. En la table 3 se muestra la información de la cantidad de los alumnos inscritos en cada unidad de aprendizaje además de los reprobarón y se inscribieron a ETS del periodo 2018-1.

TABLA 3. INFORMACION DE GESTION ESCOLAR DEL PERIODO 2018-1

Unidad de aprendizaje	INSCRITOS		REPROBADOS		APROBADOS	
	ORD	ETS	ORD	ETS	ORD	ETS
AL	881	590	605	469	276	121
PLA	768	230	559	170	209	60
RYS	728	163	579	133	149	30
<b>TOTAL</b>	<b>2377</b>	<b>983</b>	<b>1743</b>	<b>772</b>	<b>634</b>	<b>211</b>

En la tabla 4, se muestra la información de los porcentajes de cada UA de deserción en los cursos ordinarios y después que los alumnos presentan los ETS del periodo 2018-1.

TABLA 4 INFORMACION DE GESTION ESCOLAR DEL PERIODO 2018-1

Unidad de aprendizaje	% deserción Ord	% deserción después del ETS
AL	0.01	0.05
PLA	0.004	0.004
RYS	0.001	0.1

La tabla 5 muestra la capacidad de profesorado y de grupos por unidad de aprendizaje. Estos datos se utilizaron también en el modelaje.

TABLA 5 INFORMACION DE GESTION ESCOLAR DEL PERIODO 2018-1

UA	Secuencias	Profesores	Academia
AL	36	27	Matemáticas
PLA	22	13	Investigación de Operaciones
RYS	18	16	Investigación de Operaciones

### Construcción del modelo de dinámica de sistemas

Una vez definidos los diagramas causales del problema, se procedió a construir el modelo de dinámica de sistemas (DS) que integra todos los elementos presentados en las causalidades.

Para su construcción se utilizaron las variables descritas en el apartado anterior quedando como sigue. En primera instancia se presenta el modelo de DS de AL como se observa en la figura 8.

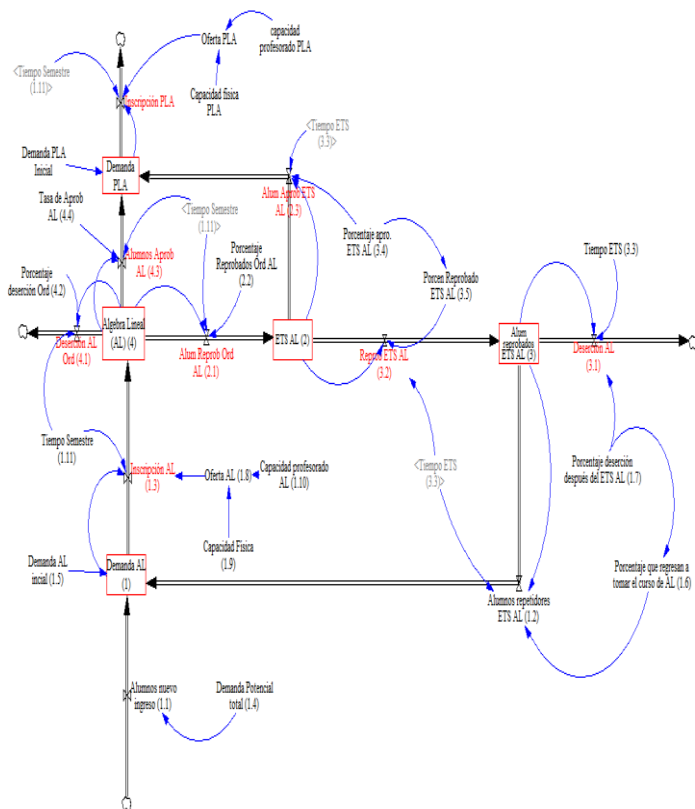


Fig 8. Modelo en DS completo para estimar la Demanda de AL para el periodo 2018-2

**Las variables que se usaron en el modelo fueron las siguientes:**

- **Demanda AL**= Alumnos nuevo ingreso + Alumnos repetidores ETS AL- Inscripción AL (1)

Dónde:

Alumnos nuevo ingreso= Demanda Potencial total (1.1)

Alumnos repetidores ETS AL= Alum. reprobados ETS AL\*Porcentaje que regresan a tomar el curso de AL/Tiempo ETS (1.2)

Inscripción AL= min (Demanda AL/Tiempo Semestre, Oferta AL) (1.3)

Demanda Potencial total: Es el número total de estudiantes inscritos que están en el tercer semestre de Ingeniería Industrial. = 600 Alumnos/semestre (1.4)

Demanda AL inicial= 469 Alumnos (1.5)

Porcentaje que regresan a tomar el curso de AL= 1- Porcentaje deserción después del ETS AL (1.6)

Porcentaje deserción después del ETS AL=0.05 (1.7)

Oferta AL=min (Capacidad Física, Capacidad profesorado AL) (1.8)

Capacidad Física=1440 Alumnos/semestre (1.9)  
 Capacidad del Profesorado AL=1080Alumnos/semestre (1.10)  
 Tiempo Semestre=1 semestre (1.11)

$$\circ \text{ ETSAL}=590 + \int_0^t (\text{Alum Reprob. Ord AL} - \text{Alum Aprob. ETS AL} - \text{Alum Reprob. ETS AL}) dx$$

Dónde:

ETSAL= Alum Reprob. Ord AL-Alum Aprob. ETS AL-Alum Reprob. ETS AL con valor inicial 590 alumnos (2)

Alum Reprob Ord AL= (Algebra Lineal (AL)) \* Porcentaje Reprobados Ord AL/Tiempo Semestre (2.1)

Porcentaje Reprobados Ord AL=0.31 (2.2)

Alum Aprob ETS AL= ETS AL \* "Porcentaje apro. ETS AL /Tiempo ETS (2.3)

$$\circ \text{ AlumreprobadosETSAL}= \int_0^t (\text{Alum Reprob. ETS AL} - \text{Alumnos repetidores ETS AL} - \text{Deserción AL}) dx$$

Dónde:

Alum reprobados ETS AL= Alum Reprob. ETS AL-Alumnos repetidores ETS AL-Deserción AL (3)

Deserción AL= (Alum reprobados ETS AL) \*Porcentaje deserción después del ETS AL/Tiempo ETS (3.1)

Reprob ETS AL= ETS AL\* Porcen. Reprobado ETS AL/Tiempo ETS (3.2)

Tiempo ETS=0.1 Semestre (3.3)

Porcentaje apro. ETS AL=0.04 (3.4)

Porcen Reprobado ETS AL =1-Porcentaje apro. ETS AL (3.5)

$$\circ \text{ AlgebraLineal(AL)} = 881 + \int_0^t (\text{Inscripción AL} - \text{Alum Reprob. Ord AL} - \text{Alumnos Aprob. AL} - \text{Deserción AL Ord}) dx$$

Dónde:

Algebra Lineal (AL)= Inscripción AL-Alum Reprob. Ord AL - Alumnos Aprob. AL - Deserción AL Ord con un dato inicial de 881 (4)

Deserción AL Ord= Algebra Lineal (AL)\*Porcentaje. deserción Ord/Tiempo Semestre (4.1)

Porcentaje. deserción Ord=0.01 (4.2)

Alumnos Aprob AL= Algebra Lineal (AL) \* Tasa de Aprob AL/Tiempo Semestre (4.3)

Tasa de Aprob AL=0.69 (4.4)

Para las otras dos unidades de aprendizajes de PLA y RYS se repiten las formulas anteriormente expresadas.

#### IV RESULTADOS

##### Variable Demanda (AL)

La variable Demanda (AL) es el resultado con la predicción de la cantidad de estudiantes para los ciclos escolares próximos. En la figura 9 se muestra el comportamiento de la variable antes mencionada donde se aprecia un resultado predictivo de 1281 alumnos para el primer periodo estimado. En el transcurso del tiempo de predicción se observa un comportamiento de búsqueda de objetivos combinado con una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo. Este comportamiento de las predicciones mostrado, demuestra que la amplitud de estos excesos disminuye hasta que la cantidad finalmente se estabiliza en la meta, tal como lo establece [8] quien menciona que, en un modelo de dinámica de sistemas, independientemente de los puntos máximos o mínimos iniciales, los valores se estabilizan en el transcurso del tiempo.

En términos de porcentaje el resultado que se obtuvo fue de un 97% de certeza, dado que se pronosticó un valor de 1281 contra el dato real de 1326 alumnos. Esto implica que, asumiendo grupos de 50 alumnos, el error de estimación es de 0.9 grupos. Este valor por tanto no impacta en la planeación de recursos tanto de profesorado como de aulas.

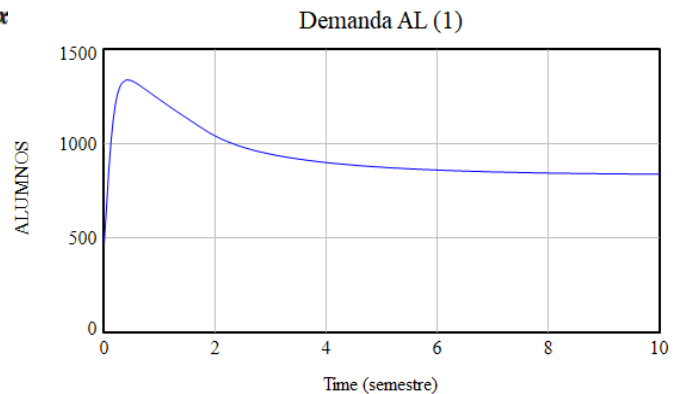


Fig 9. Comportamiento de la variable Demanda (AL) (1)

Las variables adicionales de Algebra Lineal, Alum reprobados ETS AL y ETS AL que fueron utilizadas para la alimentación de la Variable Demanda (AL) presentaron un comportamiento que se alinea al resultado de la variable principal mostrado en la figura 10. Este comportamiento igualmente mostró una combinación de crecimiento en forma de S con una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo.



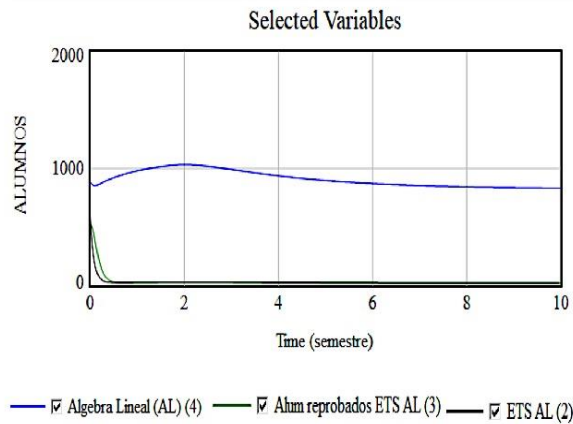


Fig 10. Comportamiento de la variable de Algebra lineal, Alum reprobados ETS AL y ETS AL para diez semestres

### Variable Programación Lineal Aplicada (PLA)

Con respecto al resultado obtenido de la variable Programación Lineal Aplicada (PLA), la figura 11 muestra un resultado predictivo de 758 alumnos para el primer periodo estimado. El posible apreciar un comportamiento similar que el resultado obtenido para la variable de AL.

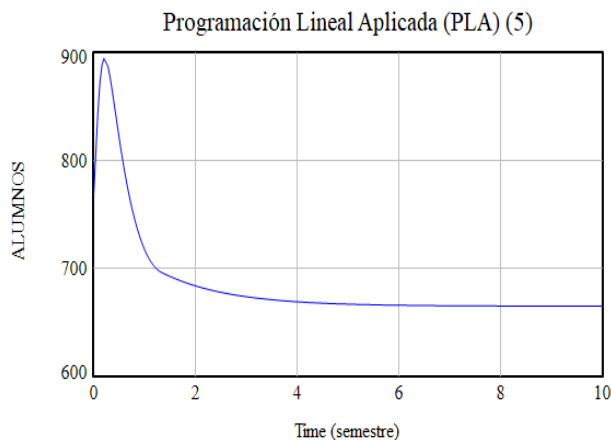


Fig 11. Comportamiento de la variable Programación Lineal Aplicada (PLA) (5) para diez semestres

Se observa que la búsqueda de objetivos presenta una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo. El comportamiento mostrado en la figura 12 se alinea con lo reportado por [8] ya que se demuestra un comportamiento donde las variables del modelo se auto-estabilizan, esto es que en la dinámica de los sistemas se simula información donde pueden existir pequeñas perturbaciones aleatorias, generando patrones.

Para la variable PLA, la certeza de predicción fue de un 89%. Aún cuando este valor es menor al porcentaje de certeza para la variable PLA, su confiabilidad es alta, ya que existe evidencia donde estudios similares reportan niveles por debajo del 80% con resultados aún eficiente [9] [10]. En términos de conformación de grupos, el error de predicción sería de 2 grupos de 50 alumnos cada uno. Con esto el impacto en la planeación es considerado bajo. Sin embargo, es importante señalar que para reducir al mínimo el error en la estimación, es necesario implementar controles adicionales que ayuden a obtener información adicional para futuras estimaciones. Aún cuando el diseño de tales controles implica un incremento en el uso de recursos, su implementación en el mediano y largo plazo representaría un beneficio significativo para la institución educativa [11].

Las variables adicionales de Programación Lineal Aplicada, Alum reprobados ETS PLA y ETS PLA que fueron utilizadas para la alimentación de la Variable Programación Lineal Aplicada (PLA) presentaron un comportamiento que se alinea al resultado de la variable principal mostrado en la figura 12. Este comportamiento igualmente mostró una combinación de crecimiento en forma de S con una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo.

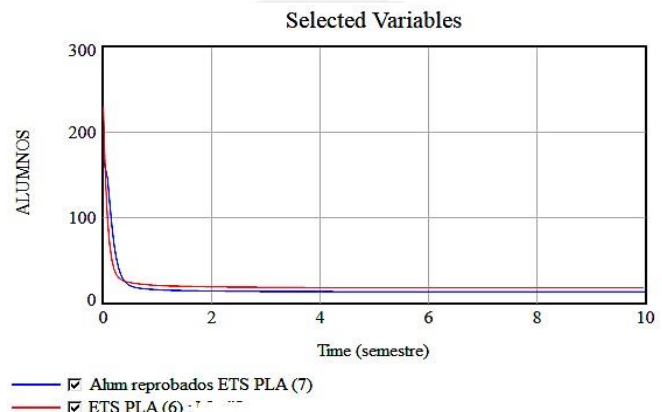


Fig 12. Comportamiento de la variable Alum reprobados ETS PLA y ETS PLA para diez semestres

### Variable Redes y Simulación (RYS)

Finalmente, la variable Redes y Simulación (RYS) resultó en un resultado predictivo de 687 alumnos para el primer periodo estimado. Esto implica un porcentaje de certeza de 97% dado que el dato final fue de 712 alumnos. Como se aprecia en la figura 13 el comportamiento de la variable se muestra similar a las dos variables anteriores (AL y PLA) en donde se observa un comportamiento de búsqueda de objetivos combinado con una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo. Este resultado se valida al comprobar el principio expuesto por [8] en donde se establece la oscilación de las

variables con un equilibrio hacia el objetivo final. En términos de grupos el error de predicción fue solo de 0.5 grupos. Lo que implica un impacto no significativo.

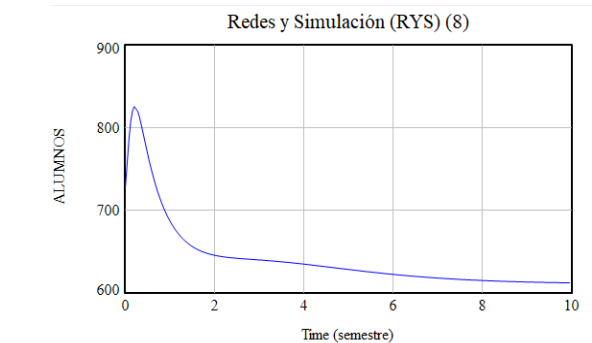


Fig 13. Comportamiento de la variable de Redes y Simulación (RYS) para diez semestres

Es importante señalar que, el comportamiento de las variables de PLA (figura 11) y RYS (figura 13) presenta una curvatura con una mayor inclinación descendente a diferencia de la variable AL (figura 9). Esto se debe a que para la variable RYS se consideran menos recursos en términos de profesorado y aulas dado que su pertenecen a una misma académica, por lo que comparten recursos. Además, por la deserción que hay a lo largo de la carrera y la reprobación de los alumnos que se van estancando y no logran inscribir la UA. Esto ejemplifica la teoría propuesto por [6] y [8] en donde se indica que sin las variables comparten recursos su comportamiento presentará una curvatura descendente.

Las variables adicionales de Redes y Simulación, Alum reprobados ETS RYS y ETS RYS que fueron utilizadas para la alimentación de la Variable Redes y Simulación (RYS) presentaron un comportamiento que se alinea al resultado de la variable principal mostrado en la figura 14. Este comportamiento igualmente mostró una combinación de crecimiento en forma de S con una oscilación cuya amplitud disminuye gradualmente con el tiempo.

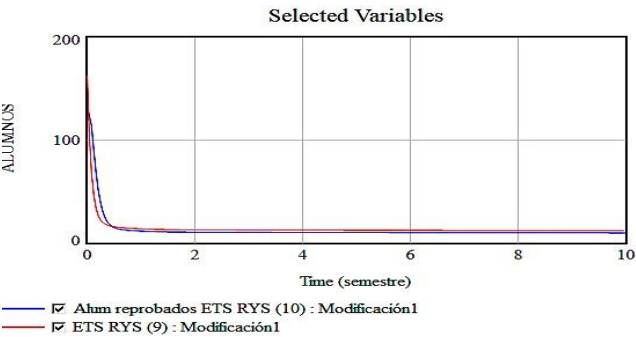


Fig 14. Comportamiento de las variables ETS Y Alum reprobados de la UA RYS

### Modelo predictivo final

Los resultados del modelo predictivo total de las UA se muestran en la tabla 6. Estos datos se contrastan con los datos finales reales obtenidos de la fuente original en la institución educativa.

TABLA 6. RESULTADOS DE LA PREDICCIÓN DE LA CANTIDAD DE ALUMNOS DE LAS UA DEL PERIODO 2018-2.

Unidad de Aprendizaje	Predicción	Real	% Error	Grupos
AL	1281	1,326	3%	0.9
PLA	758	857	11%	2.0
RYS	687	712	3%	0.5
Total	2,726	2,895	17%	3.4

Es posible apreciar que los porcentajes de error no en su nivel mínimo no sobrepasa el 3%, mientras que en un nivel máximo no rebasa el 11%. Estos niveles brindan una certeza adecuada para establecer una confiabilidad en los datos predictivos. En síntesis, la certeza final fue del 97% para AL, 89% para PLA y 97% para RYS que en términos de grupos es un total de 3.4. Cabe señalar que los modelos construidos para la predicción de cada una de las tres variables, requieren la alimentación de las relaciones correspondientes [10].

Con estos valores se comprueba que la dinámica de sistemas es una metodología confiable y con mayor certeza que otros modelos predictivos como series de tiempo incluyendo la suavización exponencial [12], promedios ponderados y regresión línea múltiple [13].

### CONCLUSIÓN

La Dinámica de Sistemas demuestra ser una metodología confiable y validada para la predicción de la matrícula por unidad de aprendizaje en una institución de educación superior. Si bien su uso en estos campos del conocimiento aun es poco explotado, los resultados de esta investigación muestran que su aplicación en las predicciones de matriculas estudiantiles son efectivas, toda vez que proveen de información estadística enfocada en la optimización de recursos académicos. Los resultados mostraron márgenes de error del 3%, 11% y 3% para las variables de AL, PLA y RYS respectivamente. Esto implica que la certeza en la predicción es confiable toda vez que para la variable de mayor error de predicción (PLA con 11%), la desviación fue solo de 99 alumnos contra una población de 857. Con los resultados obtenidos se genera un modelo que puede ser aplicado de manera confiable a la predicción de matriculas estudiantiles. Esto establece un sistema de provisión de información validada para asistir la toma de decisiones referentes a la administración de recursos. Es importante mencionar que, si bien los resultados obtenidos presentan datos confiables, el modelo tiene la limitante de solo considerar la capacidad física y del profesorado para tres unidades de aprendizaje



particulares. De esta manera se puede extender la investigación para disminuir el error al considerar la inclusión de más variables como la capacidad total de la institución, considerar igualmente la probabilidad de nuevo ingreso de los estudiantes en cada periodo y de cada una de las carreras de la unidad.

## AGRADECIEMINTOS

Quiero agradecer a las autoridades de la ESIME unidad Zacatenco y a la UPIICSA pertenecientes al Instituto Politecnico Nacional por el apoyo y facilidades de la información que me han brindado para el cumplimiento de este artículo.

## REFERENCES

- [1] Bendre, M. y Manthalkar, R. Time series decomposition and predictive analytics using MapReduce framework. *Expert Systems with Applications* 116 (2019): 108-120. (2019)
- [2] Prince, J. A paradigm for assessing the scope and performance of predictive analytics. *Information Economics and Policy* 47 (2019): 7-13 <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.004> (2019)
- [3] Bradlow, E., Gangwar, M. y Kopalle, P. The Role of Big Data and Predictive Analytics in Retailing. *Journal of Retailing* 93(1): 79-95 (2017)
- [4] Manashty, A. y Light, J. Life Model: A novel representation of life-long temporal sequences in health predictive analytics. *Future Generation Computer Systems* 92:141-156 <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.09.033> (2019)
- [5] Fernández-Martín, T., Solís-Salazar, M., Hernández-Jiménez, M. y Moreira-Mora, T. Un análisis multinomial y predictivo de los factores asociados a la deserción universitaria. *Revista Electrónica Educare* 23(1): 1-25 (2019)
- [6] Forrester, J. *Dinámica industrial*. Buenos Aires.: El Ateneo. (1961.)
- [7] Aracil, J.. *Dinámica de Sistemas*. Madrid: Isdefe (1995)
- [8] Kirwood, C. *System Dynamics Methods: A Quick Introduction*. Arizona: State University (1998).
- [9] Sterman *Systems Thinking and Modeling for a Complex World*. MIT Sloan School of Management (2002),
- [10] Kleiman, A. La previsión de la demanda de educación superior y los recursos necesarios para satisfacerla. CDMX: Asamblea General Ordinaria de la ANUIES (1968).
- [11] Romolina-Caviedes,. *Evaluación Educativa y codetrminaciones de la producción escolar. Avaliação e Políticas Públicas em Educação* 2019
- [12] Taha, H. *Operations Research: An Introduction*. US: Pearson. 2017
- [13] Wickham, H. *ggplot2: Elegant graphics for data analysis* (2nd ed). Springer. 2016